

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTREAL

ANALYSE DES EXTRÊMES SIMULÉS PAR LE MODÈLE RÉGIONAL  
CANADIEN DU CLIMAT SUR DIFFÉRENTES RÉGIONS DE L'AMÉRIQUE DU  
NORD

THÈSE  
PRÉSENTÉE  
COMME EXIGENCE PARTIELLE  
DU DOCTORAT EN SCIENCES DE LA TERRE ET DE L'ATMOSPHÈRE

PAR  
PHILIPPE ROY

FÉVRIER 2014

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL  
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.01-2006). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»



## REMERCIEMENTS

J'aimerais remercier mon directeur de thèse, Philippe Gachon, dont les encouragements m'ont convaincu, dans un premier temps, d'entreprendre ce grand projet qu'est le doctorat. Par ses connaissances diverses et poussées dans le domaine du climat, il m'a permis de me dépasser, au-delà de mes espérances. Son style d'encadrement était en adéquation avec mes aspirations. Sans sa rigueur exemplaire, son enthousiasme, cette thèse serait toujours dans les limbes de la science.

Je remercie aussi mon co-directeur, René Laprise, qui a partagé avec enthousiasme ses connaissances et intuitions, permettant d'approfondir plusieurs aspects de cette thèse. Un modèle de rigueur.

Je souligne aussi l'apport du département, à travers les collègues, ami(e)s, professeurs et personnel de soutien qui ont apporté une touche unique et inoubliable à l'expérience.

Finalement, un merci sans pareil à ma compagne, Marie-Claude Simard, de m'avoir épaulé inconditionnellement durant ce long parcours et aussi pour ses suggestions, fort à propos, à ma recherche. Sans sa présence, son amour et sa générosité, ce projet n'aurait jamais vu le jour.

Merci!





## TABLE DES MATIÈRES

	Page
LISTE DES FIGURES.....	ix
LISTE DES TABLEAUX.....	xvii
LISTE DES ACRONYMES .....	xix
RÉSUMÉ .....	xxiii
INTRODUCTION .....	1
 CHAPITRE 1	
ASSESSMENT OF SUMMER EXTREMES AND CLIMATE VARIABILITY OVER THE NORTH-EAST OF NORTH AMERICA AS SIMULATED BY THE CANADIAN REGIONAL CLIMATE MODEL .....	17
1.1 Introduction .....	21
1.2 Methodology .....	23
1.2.1 Model and observation data .....	23
1.2.1.1 Model: The Canadian Regional Climate Model .....	23
1.2.1.2 Observation data.....	25
1.2.1.3 Study areas .....	26
1.2.2 Validation methodology.....	27
1.2.2.1 Diagnostic: Extreme indices .....	27
1.2.2.2 Performance score.....	28
1.2.2.3 Systematic bias (SB) correction .....	29
1.3 Results .....	30
1.3.1 Analysis over the Region A .....	30
1.3.1.1 Spatial pattern of Bias .....	30
1.3.1.2 Probability distribution function of variables .....	31
1.3.1.3 Boxplot of extreme indices .....	31
1.3.1.4 Interannual variability .....	34
1.3.2 Mean spatial errors for the three regions.....	35
1.4 Discussion .....	37
1.5 Conclusion .....	41

## CHAPITRE 2

### SENSITIVITY OF SEASONAL PRECIPITATION EXTREMES TO MODEL CONFIGURATION OF THE CANADIAN REGIONAL CLIMATE MODEL OVER EASTERN CANADA USING HISTORICAL SIMULATIONS ..... 55

2.1	Introduction .....	59
2.2	Methodology.....	62
2.2.1	Experimental setup .....	62
2.2.2	Models description .....	65
2.2.3	Analysis .....	66
2.2.3.1	Extreme indices definitions .....	67
2.2.3.2	Performance score .....	67
2.2.3.3	Sample size impact on estimation (i.e. sampling error) .....	70
2.3	Results .....	72
2.3.1	Variance ratio and spatial correlation sensitivities .....	72
2.3.2	Maps .....	74
2.3.2.1	EAMS spatial patterns .....	74
2.3.2.2	Uncertainty (R) spatial patterns .....	77
2.3.2.3	Global means of EAMS and R .....	79
2.4	Discussion.....	80
2.4.1	Overview and causes of sensitivity .....	80
2.4.1.1	Overview .....	80
2.4.1.2	Modification of driving data (C_AOGCM).....	81
2.4.1.3	Modification of driving member (M_AOGCM) .....	81
2.4.1.4	Modification of domain size (DS_RCM).....	82
2.4.2	Winter versus summer evaluation .....	84
2.4.3	Sample size .....	86
2.4.4	Heavy rainfall and mean precipitation.....	88
2.5	Conclusions .....	90

### CONCLUSION ..... 111

#### ANNEXE A

#### Estimation de l'erreur standard en fonction des quantiles..... 121

#### ANNEXE B

#### Résultats complémentaires du Chapitre I sur la zone B et C..... 135

#### ANNEXE C

#### Climatologie de la précipitation saisonnière moyenne et des indices d'extrêmes de précipitations du Chapitre II ..... 143

ANNEXE D	
Incertitudes des indices d'extrêmes de températures .....	153
ANNEXE E	
Incertitudes des indices d'extrêmes de précipitation pour la période future (2041-2070) .....	159
ANNEXE F	
Distribution de la densité de probabilité des indices d'extrêmes de précipitation ....	167
BIBLIOGRAPHIE .....	171



## LISTE DES FIGURES

Figure	Page
1.1 Domain area over North America used for the CRCM simulations. The topography (in m) is shown in colour scale. ....	45
1.2 The three climatic regions used in the analysis and observation stations (black dots). Region A covers Pennsylvania, Region B covers Ohio and parts of Indiana and Region C covers southeastern Ontario and southwestern Québec. For the observation station networks, the label NCDC refer to US data from the National Climate Data Center, EC to Environment Canada and MENV to Ministry of Environment in Québec. ....	46
1.3 The topography (in m) of region A is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b) CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with 1/6° x 1/6° gridded topography). ....	47
1.4 Bias in region A for V3 and V4 runs with respect to kriged values of a) Tmax and, b) Tmin (absolute values in °C), and c) precipitation (relative values in %). All values are computed for the summer season (JJA) and over the 1961-1990 period. ....	48
1.5 Summertime PDFs for region A of a) Tmax and b) Tmin (in °C) and c) Q-Q plot (in mm/day) of Precip for raw and BC variables. For Tmax and Tmin, the kernel-smoothing algorithm was used for the computation of probability estimate. ....	49
1.6 Box-plot graphs for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. Middle red line indicates the median, blue rectangle is the Inter-Quartile Range (IQR), the whisker corresponds to the values of 1.5*IQR and red dots to outliers. ....	50
1.7 Standardized Anomaly for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. VAR is the variance of the time series and R is the Spearman correlation score. Only statistically significant correlations are retained (at the 95% level). "Not SS" means that the correlation is not statistically significant. ....	51
1.8 Mean performance score of V3 and V4 for a) Bias, b) Variance Ratio (VR), and c) Spatial Correlation (SC) with respect to kriged observation values.	

Only statistically significant results (at the 95% level) are used for the computation of performance scores. Vertical lines represent the Confidence Intervals (CI), as calculated through a standard bootstrapping method. ....	52
2.1 AMNO and QC (red box) domains. The topography (in m) is shown in colour scale. ....	95
2.2 Coefficient of variation (CV) of mean seasonal precipitation and precipitation indices for DJF and JJA, for Ensemble Absolute Mean Sensitivity (EAMS, left panel) and total uncertainty ( $\hat{\sigma}_{TOT}^2$ , right panel) estimations versus ensemble size. ....	96
2.3 Spatial correlation (SC) versus variance ratio (VR) for all experiments defined in Table 2.3. Cyan color is for the internal variability (M_RCM), green color is for the choice of domain (DS_RCM), blue color is for the choice of AOGCM member (M_AOGCM) and red color is for the choice of LBC (C_AOGCM). Open marker represent winter (DJF) season while a filled marker represent summer (JJA) season. ....	97
2.4 Winter (DJF) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale. ....	98
2.5 Summer (JJA) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale. ....	99
2.6 R_EMS associated with DS_RCM for Precip, Prcp1, CDD and P95 for DJF (left panels) and JJA (right panels). ....	100
2.7 Winter (DJF) relative contribution to the total uncertainty (R) of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). ....	101
2.8 Summer (JJA) relative contribution to the total uncertainty (R) of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). ....	102



2.9 The 32 grid-points sub-area (shown in green shading) used for the localized study of single DS_RCM experiment. ....	103
2.10 Spatial average of the absolute mean sensitivity (Eq. 2.1) over the sub-area shown in Figure 2.9 of the five DS_RCM sensitivity experiments (see Table 2.3) for Precip (left) and P95 (right) for DJF. ....	103
2.11 Ratios of R_EMS of P95 over R_EMS of Precip. ....	104
2.12 Ratio of the standard deviation of the interannual variability of heavy rainfall (90th (left panel) and 95th (right panel) percentile) over the standard deviation of the interannual variability of mean seasonal precipitation (i.e. Precip). ....	104
A.1. Écart-type des estimations en fonction de la taille des échantillons pour a) une distribution normale et b) une distribution gamma. ....	131
A.2. Linéarisation des courbes de la figure A.1. ....	131
A.3. Dépendance du facteur $K(Q)$ pour a) la distribution normale, b) l'ajustement entre les 50e et 99e centiles pour la distribution normale, et c) la distribution gamma. ....	131
A.4. Ratio de l'écart-type de la variabilité interannuelle des quantiles (90 <sup>e</sup> , 95 <sup>e</sup> , 99 <sup>e</sup> ) de la température maximale sur l'écart-type de la variabilité interannuelle de la température maximale moyenne. ....	132
A.5. Ratio de l'écart-type de la variabilité interannuelle des quantiles (90 <sup>e</sup> , 95 <sup>e</sup> , 99 <sup>e</sup> ) de la précipitation sur l'écart-type de la variabilité interannuelle de la précipitation moyenne. ....	133
B.1 The topography (in m) of region B is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b) CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with 1/6° x 1/6° gridded topography). ....	135
B.2 The topography (in m) of region C is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b) CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with 1/6° x 1/6° gridded topography). ....	136
B.3 Bias in region B for V3 and V4 runs with respect to kriged values of a) Tmax and, b) Tmin (absolute values in °C), and c) precipitation (relative values in %). All values are computed for the summer season (JJA) and over the 1961-1990 period. ....	137



B.4 Bias in region C for V3 and V4 runs with respect to kriged values of a) Tmax and, b) Tmin (absolute values in °C), and c) precipitation (relative values in %). All values are computed for the summer season (JJA) and over the 1961-1990 period.....	138
B.5 Summertime PDFs for region B of a) Tmax and b) Tmin (in °C) and c) Q-Q plot (in mm/day) of raw and BC variables. For Tmax and Tmin, the kernel-smoothing algorithm was used for the computation of probability estimate. ...	139
B.6 Summertime PDFs for region C of a) Tmax and b) Tmin (in °C) and c) Q-Q plot (in mm/day) of raw and BC variables. For Tmax and Tmin, the kernel-smoothing algorithm was used for the computation of probability estimate. ...	139
B.7 Box-plot graphs for region B for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. Middle red line indicates the median, blue rectangle is the Inter-Quartile Range (IQR), the whisker corresponds to the values of 1.5*IQR and red dots to outliers. ....	140
B.8 Box-plot graphs for region C for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. Middle red line indicates the median, blue rectangle is the Inter-Quartile Range (IQR), the whisker corresponds to the values of 1.5*IQR and red dots to outliers. ....	140
B.9 Standardized Anomaly for region B for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. VAR is the variance of the time series and R is the Spearman correlation score. Only statistically significant correlations are retained (at the 95% level). “Not SS” means that the correlation is not statistically significant. ....	141
B.10 Standardized Anomaly for region C for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. VAR is the variance of the time series and R is the Spearman correlation score. Only statistically significant correlations are retained (at the 95% level). “Not SS” means that the correlation is not statistically significant. ....	141
C.1 Climatologie de la précipitation saisonnière moyenne (Precip) pour DJF pour les simulations historiques et futures. La 1 <sup>ière</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2 <sup>ième</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille QC.....	145
C.2 Climatologie de la précipitation saisonnière moyenne (Precip) pour JJA pour les simulations historiques et futures. La 1 <sup>ière</sup> colonne montre la période	

historique avec la grille AMNO. La 2 <sup>ième</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille QC. ....	146
C.3 Climatologie de Prcp1 pour DJF pour les simulations historiques et futures. La 1 <sup>ière</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2 <sup>ième</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille QC. ....	147
C.4 Climatologie de Prcp1 pour JJA pour les simulations historiques et futures. La 1 <sup>ière</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2 <sup>ième</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille QC. ....	148
C.5 Climatologie de CDD pour DJF pour les simulations historiques et futures. La 1 <sup>ière</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2 <sup>ième</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille QC. ....	149
C.6 Climatologie de CDD pour JJA pour les simulations historiques et futures. La 1 <sup>ière</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2 <sup>ième</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille QC. ....	150
C.7 Climatologie de P95 pour DJF pour les simulations historiques et futures. La 1 <sup>ière</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2 <sup>ième</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille QC. ....	151
C.8 Climatologie de P95 pour JJA pour les simulations historiques et futures. La 1 <sup>ière</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2 <sup>ième</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4 <sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille QC. ....	152
D.1 Variance ratio (VR) and spatial correlation (SC) for all the experiment defined in Table 2.3. Cyan color is for the internal variability (M_RCM),	

green color is for the choice of domain (DS_RCM), blue color is for the choice of member (M_AOGCM) and red color is for the choice of AOGCM (C_AOGCM). Open marker represent winter (DJF) season while a filled marker represent summer (JJA) season. ....	154
D.2 Winter (DJF) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale. ....	155
D.3 Summer (JJA) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale. ....	156
D.4 Winter (DJF) relative contribution to the total uncertainty (R) of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). ....	157
D.5 Summer (JJA) relative contribution to the total uncertainty (R) of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). ....	158
E.1 Variance ratio (VR) and spatial correlation (SC) for all the experiment defined in Table 2.3. Cyan color is for the internal variability (M_RCM), green color is for the choice of domain (DS_RCM), blue color is for the choice of member (M_AOGCM) and red color is for the choice of AOGCM (C_AOGCM). Open marker represent winter (DJF) season while a filled marker represent summer (JJA) season. ....	161
E.2 Winter (DJF) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale. ....	162
E.3 Summer (JJA) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l).	

Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale.....	163
E.4 Winter (DJF) relative contribution to the total uncertainty (R) of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). ....	164
E.5 Summer (JJA) relative contribution to the total uncertainty (R) of DS_RCM (left panels), C_AOGCM (middle panels) and M_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). ....	165
F.1 Distribution de la densité de probabilité des indices de précipitation pour le point de grille situé à la latitude 45,6° Nord et longitude 286,5° Ouest sur la période 1961-1990 pour la saison d'hiver (panneau de gauche) et l'été (panneau de droite).....	169



## LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
1.1 Root square of kriging variance for maximum temperature (Tmax), minimum temperature (Tmin) and precipitation (Precip) for ordinary kriging for the three regions. ....	53
1.2 Information about the three study regions defined in Figure 1.2, in term of latitude and longitude, number of CRCM grid points per area, number of observed stations and density of stations per CRCM grid cell, and data sources. P and T refer to precipitation and temperature, respectively, and the associated number in parentheses to the maximum and minimum number of available stations over the 1961-1990 period, respectively. ....	53
1.3 List of the six extreme indices used in the study to analyze cold and warm extremes, diurnal amplitude of temperature, and wet days and maximum duration of dry sequences, as well as extreme of precipitation. For more details, please refer to STARDEX, and to ETCCDI (Expert Team on Climate Change Detection and Indices, see <a href="http://www.clivar.org/organization/etccdi/etccdi.php">http://www.clivar.org/organization/etccdi/etccdi.php</a> ). ....	54
2.1 Historical simulations used in the study from the Canadian Regional Climate Model (version 4.2.3). ....	105
2.2 Historical simulations used in the study for the assessment of the internal variability, using the Canadian Regional Climate Model (version 4.0.0 and 4.2.0). ....	105
2.3 List of the CRCM historical runs used for the sensitivity experiments. The first column provides the control/perturbed (CTL/PTB) runs with the respective domain in parenthesis. The second column lists the experiments associated with each pair of simulations given in the first column. The third column provides the driving data and the fourth column gives the time period of the simulations. ....	106
2.4 List of the three extreme indices used in the study to analyze wet days, maximum duration of dry sequences and heavy rainfall. For more details, please refer to STARDEX, and to ETCCDI (Expert Team on Climate Change Detection and Indices, see <a href="http://www.clivar.org/organization/etccdi/etccdi.php">http://www.clivar.org/organization/etccdi/etccdi.php</a> ). ....	107
2.5 Spatially averaged R_EMS associated with DS_RCM. ....	107

- 2.6 Spatially averaged EAMS score for DJF and JJA for Precip, Prcp1, CDD and P95. Red refers to the most important source of uncertainty, blue to the 2<sup>nd</sup> most important source of uncertainty, green to the 3<sup>rd</sup> and yellow to the least important source of uncertainty. Number in parentheses is the spatial standard deviation of the EAMS. .... 108
- 2.7 Spatially averaged R score for DJF and JJA for Precip, Prcp1, CDD and P95. Red refers to the most important source of uncertainty, blue to the 2<sup>nd</sup> most important source of uncertainty, green to the 3<sup>rd</sup> and yellow to the least important source of uncertainty. Number in parentheses is the spatial standard deviation of R..... 108
- 2.8 Relative sensitivity (in absolute value) for DS\_RCM for all considered LBCs over the region shown in green area in Figure 2.9. Red refers to the highest sensitivity for a given season and green refers to the lowest sensitivity for a given season. CGCM3 (ECHAM5) is the average sensitivity from both #4 and #5 (#1 and #2) members. .... 109



## LISTE DES ACRONYMES

### Liste française:

ES	Erreur Standard
MCGAO	Modèle de Circulation Générale Atmosphère-Océan
MRC	Modèle Régional du Climat
MRCC	Modèle Régional Canadien du Climat
TVE	Théorie des Valeurs Extrêmes

### Liste anglaise:

AMIP	Atmospheric Model Intercomparison Project
AMNO	North American domain
AOGCM	Atmosphere-Ocean General Circulation Model
BC	Bias corrected
C_AOGCM	Driving Atmosphere-Ocean General Circulation Model experiment
CaPA	Canadian Precipitation Analysis
CDD	Consecutive Dry Days
CI	Confidence Intervals
CGCM2	Second-generation Canadian Atmosphere-Ocean General Circulation Model
CGCM3	Third-generation Canadian Atmosphere-Ocean General Circulation Model
CLASS	Canadian Land-Surface Scheme
CORDEX	Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment
CRCM	Canadian Regional Climate Model
CTL	Control
CV	Coefficient of Variation
DJF	December-January-February
DS_RCM	Domain size experiment
DTR	Diurnal Temperature Range
EAMS	Ensemble Absolute Mean Sensitivity
EMS	Ensemble Mean Sensitivity
EC	Environment Canada
ECHAM5	Fifth-generation European Centre Hamburg Model
ECMWF	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
ENSEMBLES	ENSEMBLE-based Predictions of Climate Changes and their Impacts ( <a href="http://ensembles-eu.metoffice.com/index.html">http://ensembles-eu.metoffice.com/index.html</a> )
ERA40	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts global atmospheric reanalysis



ETCCDI	Expert Team on Climate Change Detection and Indices
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
IA	Interannual anomalies
IDMC	Internal Displacement Monitoring Centre
IQR	Inter-Quartile Range
JJA	June-July-August
LBC	Lateral Boundary Condition
M_AOGCM	Member choice experiment
MC2	Compressible community mesoscale model
MENV	Ministry of Environment in Québec
M_RCM	Internal variability experiment
NARCCAP	North American Regional Climate Change Assessment Program
NARR	North American Regional Reanalysis
NCAR	National Center for Atmospheric Research
NCDC	National Climate Data Center
NCEP	National Centers for Environmental Prediction
NSERC	Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada
OBS	Observations
P90	90 <sup>th</sup> percentile of Precipitation
P95	95 <sup>th</sup> percentile of Precipitation
PBL	Planetary Boundary Layer
PDF	Probability Density Function
Prcp1	Wet days
Precip	Precipitation
PRUDENCE	Prediction of Regional scenarios and Uncertainties for Defining European Climate change risks and Effects ( <a href="http://prudence.dmi.dk/">http://prudence.dmi.dk/</a> ).
PTB	Perturbed
QC	Québec domain
Q-Q Plot	Quantile-Quantile Plot
RCM	Regional Climate Model
R_EAMS	Relative Ensemble Absolute Mean Sensitivity
R_EMS	Relative Ensemble Mean Sensitivity
SB	Systematic bias
SC	Spatial correlation
SST	Sea Surface Temperature
STARDEX	STATistical and Regional dynamical Downscaling of EXtremes for European regions ( <a href="http://www.cru.uea.ac.uk/projects/stardex/">http://www.cru.uea.ac.uk/projects/stardex/</a> ).
Tmax	Daily Maximum Temperature
Tmin	Daily Minimum Temperature

Tn10	10 <sup>th</sup> percentile of daily minimum temperature
Tx90	90 <sup>th</sup> percentile of daily maximum temperature
US	United States
V3	CRCM version 3.7.1
V4	CRCM version 4.1.1
VIA	Vulnerabilities and Impacts Assessment
VR	Variance ratio



## RÉSUMÉ

Cette thèse vise à évaluer la capacité du Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC) à reproduire différentes caractéristiques des extrêmes climatiques à l'échelle saisonnière et à estimer leur niveau d'incertitude causé par une modification de la configuration opérationnelle du MRCC. À travers l'utilisation d'indices climatiques décrivant les extrêmes de température et de précipitation quotidiens, nous analyserons leurs comportements et leurs incertitudes sur différentes régions climatiques du nord-est de l'Amérique du Nord. Par ailleurs, nous proposerons une analyse concernant l'importance du schéma de sol dans la simulation des extrêmes de température et de précipitation. Suivra une analyse de la sensibilité du climat et de la variabilité interannuelle simulée, engendrée par une modification de la configuration opérationnelle.

La première partie (Chapitre I) aborde la validation et la comparaison de deux versions différentes (3.7.1 et 4.1.1) du MRCC piloté par des ré-analyses (NCEP-NCAR) quant à la reproduction des extrêmes observés et la variabilité climatique durant l'été sur la période historique 1961-1990. Les variables analysées sont la précipitation quotidienne et les températures quotidiennes (minimales et maximales) au-dessus de trois régions situées dans le nord-est de l'Amérique du Nord qui sont caractérisées par une topographie et une densité de stations d'observations différentes. La validation est effectuée en utilisant plusieurs indices d'extrêmes climatiques qui caractérisent la fréquence, l'intensité et la durée des événements de précipitation et de température. L'évaluation de la capacité du MRCC est faite à travers une analyse des distributions statistiques, une métrique de performance et la variabilité interannuelles des anomalies des indices d'extrêmes. La référence observationnelle est construite en interpolant (krigeage) les données observées quotidiennes sur la grille de 45 km du MRCC. La vaste majorité des résultats indiquent que la version 4.1.1 du MRCC améliore la simulation des événements extrêmes par rapport à la version 3.7.1. En particulier, l'intensité des extrêmes de températures maximales, l'amplitude diurne thermique, la fréquence des jours de pluie, la sécheresse saisonnière et, dans une moindre mesure, les températures minimales extrêmes et les précipitations extrêmes. L'étude suggère que ces améliorations sont principalement causées par l'introduction d'un schéma de surface plus réaliste (CLASS 2.7), qui incorpore une représentation du contenu en humidité dans le sol plus sophistiquée. Ceci illustre l'importance de la paramétrisation des processus de surface comme source d'incertitude des extrêmes simulés par un MRC.

La deuxième partie (Chapitre II) aborde l'estimation de l'incertitude des extrêmes saisonniers de précipitation (hiver et été) tel que simulés par la version 4.2.3 du MRCC en considérant quatre sources d'incertitude : a) la taille du domaine, b) le choix des données qui pilotent le MRCC, c) le choix du membre d'un modèle donné et d) la variabilité interne du MRCC. La précipitation quotidienne issue de 16 simulations historiques (1961-1990) est analysée. Ces simulations sont pilotées par deux Modèles Couplés Globaux Atmosphère-Océan (MCGAO) différents (i.e. CGCM3, membres # 4 and # 5, and ECHAM5, membres # 1 and # 2), ainsi que par un produit de ré-analyses (i.e. ERA40). Deux domaines différents sont utilisés et couvrent un domaine commun situé au-dessus du nord-est de l'Amérique du Nord. En plus de la précipitation saisonnière moyenne, trois indices d'extrêmes de précipitations sont analysés : le nombre de jours de pluie ( $\geq 1$  mm jour<sup>-1</sup>), le nombre maximum de jours consécutif sans pluie ( $< 1$  mm jour<sup>-1</sup>) et le 95<sup>e</sup> centile de la précipitation. Les résultats montrent que le choix du MCGAO pilotant le MRCC est la source principale d'incertitude pour les deux saisons. Durant l'été, le choix de domaine est la deuxième source d'incertitude, suivi du choix de membre d'un MCGAO. Durant l'hiver, le choix de membre du MCGAO est plus important que le choix de domaine. Ces trois sources d'incertitudes demeurent plus importantes que la variabilité interne du MRCC. Pour tous les indices d'extrêmes, l'incertitude sur la variance de la variabilité interannuelle est plus importante en hiver qu'en été. L'incertitude de la précipitation extrême est plus importante que l'incertitude de la précipitation saisonnière moyenne. Certaines régions présentant d'importants forçages montrent une incertitude systématique.

Mots-clés : modèle régional de climat, extrêmes, ensemble, incertitude, taille du domaine, krigeage, variabilité, Amérique du Nord

## INTRODUCTION

Le climat régule les activités humaines et module les caractéristiques des milieux naturels (i.e. déserts, forêts, végétation, etc.) de la planète à travers la distribution spatio-temporelle de variables telles que la température, la précipitation, les vents, etc. La variabilité naturelle du climat est constituée d'une variété de forçages (orbite terrestre, cycle solaire, éruption volcanique, etc.) qui agissent sur une multitude d'échelles de temps (millénaire, décennale, interannuelle, intra-annuelle, etc.), caractérisant le climat à l'échelle globale et régionale. Superposée à ces variations, il apparaît de plus en plus probable qu'une interaction significative entre le climat et l'activité humaine est en cours depuis les débuts de l'ère industrielle (~1850), à travers, entre autres, l'injection de quantités considérables de gaz à effet de serre et d'une modification des caractéristiques du sol (i.e. urbanisation, déforestation, etc.) (Forster et al. 2007). D'une part, on note que la concentration atmosphérique de CO<sub>2</sub> a atteint 400 ppm à l'observatoire Mauna Loa (le 9 mai 2013) pour la première fois depuis le début des mesures en 1958 (NOAA 2013) et excède les concentrations naturelles mesurées (180 à 300 ppm) depuis 650 000 ans (Jansen et al. 2007). L'émergence économique de pays comme la Chine, le Brésil et l'Inde impose un stress considérable sur l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre. D'autre part, la modification des caractéristiques du sol altère les échanges entre les différentes composantes du système climatique (atmosphère, lithosphère, cryosphère, biosphère, etc.), telle que la réduction de la superficie mondiale des forêts qui diminue la capacité d'absorption du CO<sub>2</sub> ou l'urbanisation des terres agricoles qui modifie les flux de chaleurs sensible et latente, flux d'humidité et/ou les propriétés radiatives de surface (i.e. via l'albédo) entre le sol et l'atmosphère (Forster et al. 2007).

Le dernier rapport du groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) quantifie l'augmentation de la température moyenne de l'air à la

surface (entre 1906 et 2005) à  $0,74^{\circ}\text{C} \pm 0,18^{\circ}\text{C}$  (Trenberth et al. 2007). On note des changements assez variés englobant la plupart des variables climatiques comme une augmentation du niveau moyen de la mer (Bindoff et al. 2007), une diminution de la couverture de glace sur les océans (Lemke et al. 2007), une modification des patrons spatiaux de la précipitation et une modification de la circulation générale de l'atmosphère (Trenberth et al. 2007). Ces changements globaux sont caractérisés par une forte variabilité spatiale causée par l'interaction entre la circulation atmosphérique de grande échelle et les forçages régionaux ou locaux qui modulent l'amplitude et le signe des changements climatiques à l'échelle régionale ou locale. En particulier, les extrêmes météorologiques et climatiques sont fortement influencés par cette interaction ou la combinaison entre l'échelle globale et locale (Diffenbaugh et al. 2005).

Les événements climatiques ou météorologiques extrêmes (i.e. sécheresses, inondations, vagues de chaleur, précipitations intenses, etc.) jouent un rôle prépondérant dans la vulnérabilité des populations à l'échelle régionale (Beniston et al. 2007; Yiou et al. 2008). Par ailleurs, selon l'Observatoire des situations de déplacements internes (IDMC), plus de 32,4 millions de personnes ont été contraintes de quitter leur domicile en 2012 suite à des catastrophes naturelles (inondations, tempêtes et tremblements de terre), dont 98% de ces déplacements étant liés à des phénomènes climatiques et météorologiques (Yonetani et al. 2013). Or, dans un tel contexte, toutes modifications des extrêmes climatiques peuvent engendrer des impacts significatifs sur les systèmes naturels et anthropiques.

L'analyse des données observées indique des modifications de certaines caractéristiques d'événements climatiques ou météorologiques extrêmes depuis les années 1950 (i.e. diminution des extrêmes froids, augmentation des extrêmes chauds, augmentation des événements de précipitation intense, etc.) (Groisman et al. 2005; Trenberth et al. 2007; IPCC 2012). Ces modifications présentent une variabilité



spatiale non-négligeable; par exemple certaines régions présentent une augmentation du nombre et de la durée des sécheresses (par exemple, l'Europe du sud), tandis que d'autres régions présentent une tendance inverse (par exemple, la partie centrale de l'Amérique du Nord) (IPCC 2012). Il faut noter cependant que les observations concernant les changements dans les extrêmes sont très éparses et que la confiance en ces résultats n'est pas aussi élevée que pour les valeurs moyennes (IPCC 2012). Ceci est dû en partie parce que les extrêmes sont, par définition, des événements rares engendrant de petites bases de données pour fin d'analyse et d'autre part, parce que la nature complexe de certains extrêmes (i.e. combinaison d'événements) rend l'analyse plus ardue. Les projections des extrêmes climatiques (issues d'un ensemble de modèles régionaux et globaux) indiquent une augmentation *probable* des sécheresses, du niveau de la mer et des cyclones tropicaux; une augmentation *fortement probable* des vagues de chaleur et des précipitations intenses; une augmentation *presque certaine* du nombre de nuits chaudes et une diminution du nombre de nuits froides (Alexander et al. 2009). Par conséquent, l'effet des changements anticipés dans les extrêmes, jumelés aux impacts observés sur les systèmes naturels et anthropiques, résulte en un besoin croissant au sein de la communauté scientifique, des décideurs politiques et des groupes d'études sur les impacts et l'adaptation aux changements climatiques pour des projections fiables des extrêmes climatiques à l'échelle régionale et locale (Alexander et al. 2009). Bref, alors que les extrêmes ont un impact essentiellement régional, (Beniston et al. 2007), les projections climatiques des extrêmes s'avère être un domaine de recherche où le niveau d'incertitude est élevé, en particulier pour les événements complexes de précipitations comme les inondations et les sécheresses (IPCC 2012).

La différenciation entre extrêmes climatiques et météorologiques en est une essentiellement d'échelle de temps (IPCC 2012). Les extrêmes météorologiques sont des événements caractérisés par une échelle de temps relativement courte (horaire, journalier à quelques semaines), comme les tornades ou les systèmes synoptiques,



tandis que les extrêmes climatiques se déroulent sur des échelles de temps plus longues (saison, annuel, décennal, multi-décennal). Par ailleurs, les extrêmes climatiques peuvent résulter de l'accumulation ou de la combinaison de plusieurs événements météorologiques (qui sont eux-mêmes des extrêmes météorologiques ou non) (IPCC 2012), comme les inondations qui peuvent résulter d'une accumulation d'eau (elle-même extrême) suite à une succession d'événements de précipitation non-extrêmes, ou une sécheresse qui résulte d'une absence de précipitations sur une période prolongée. Les extrêmes climatiques peuvent aussi être une combinaison d'événements qui résulte en un événement extrême, comme la combinaison d'une importante accumulation de neige au sol au début du printemps combinée à des précipitations qui peuvent causer des inondations, ou la combinaison d'une marée haute avec des vents importants, qui a des effets notables sur l'érosion des berges. On souligne que les événements qui se combinent ne sont pas nécessairement extrêmes, mais que leur combinaison peut provoquer un impact important. Par souci de simplicité, nous combinons dans cette thèse les deux types d'extrêmes (météorologiques et climatiques) sous l'appellation d'extrêmes climatiques.

La littérature concernant la description des extrêmes climatiques s'appuie généralement sur l'utilisation d'indices d'extrêmes climatiques ou sur la Théorie des Valeurs Extrêmes (TVE) (IPCC 2012). La TVE spécifie l'extraction des maximums selon deux méthodes principales : 1) en prenant la valeur maximale (ou minimale) dans une période de temps donnée (mensuel, saisonnier, annuel, etc.) ou 2) en prenant tous les événements au-dessus ou au-dessous d'un seuil prescrit (Coles 2001). Ces événements extrêmes (extraits selon une des deux méthodes) tendent asymptotiquement vers des distributions d'extrêmes spécifiques : la famille des Distribution Généralisée des valeurs Extrêmes selon la première méthode d'extraction (Coles 2001) ou une distribution généralisée de Pareto lorsque la deuxième méthode d'extraction est utilisée (Coles 2001; Naveau et al. 2005; Yiou et al. 2008). Ces distributions d'extrêmes permettent de décrire le comportement des queues de

distribution de la variable étudiée sur une base statistique robuste, permettant, à partir d'un échantillon restreint, de calculer les périodes de retour des événements extrêmes.

La caractérisation des extrêmes par une approche par indices climatiques (cf. projets STARDEX, <http://www.cru.uea.ac.uk/research> et ETCCDI, « Expert Team on Climate Change Detection and Indices », <http://www.clivar.org/organization/etccdi/etccdi.php>), consiste à utiliser des variables dérivées des températures et de précipitations quotidiennes qui permettent de décrire les extrêmes en termes d'intensité, de durée et d'occurrence. Les indices d'extrêmes incluent notamment le pourcentage, le nombre ou la fraction de jours où la variable étudiée (température, précipitation, vents, etc.) est soit au-dessus ou au-dessous d'un seuil relatif ou d'un centile spécifique (généralement 1<sup>er</sup>, 5<sup>e</sup>, 10<sup>e</sup>, 90<sup>e</sup>, 95<sup>e</sup> ou 99<sup>e</sup> centile), soit en utilisant un seuil absolu (par ex. nombre de jours où la température dépasse 30°C) dans une période donnée (jours, mois, saison ou année) que l'on compare parfois à une période de référence (IPCC 2012). Cette approche a l'avantage de décrire ou de tenir compte de certaines caractéristiques du climat, par exemple les occurrences de jours de pluie, la durée des sécheresses, les vagues de chaleur/froid et les précipitations extrêmes, qui ont des effets majeurs sur les systèmes naturels et humains permettant ainsi des applications dans les études d'impacts et d'adaptation dans les domaines tels que la santé, l'agriculture et l'hydrologie.

Comme suggéré précédemment, les extrêmes climatiques sont à la fois conditionnés par les forçages à grande échelle, à travers les caractéristiques de la circulation atmosphérique d'échelle synoptique (par ex. cyclone/anticyclone, blocage ou intensification de la circulation atmosphérique, etc.), mais également par les facteurs régionaux ou locaux, comme un changement dans les conditions de surface (contraste terre-mer, température du sol, humidité dans le sol, couverture de neige, glace marine, etc.) et/ou la présence de relief qui peuvent exacerber les conditions imposées par la grande échelle et les autres facteurs régionaux. Par exemple,

l'importance potentielle d'une anomalie négative d'apport d'humidité du Golfe du Mexique sur les États-Unis et à l'origine de l'établissement d'une sécheresse importante durant l'été 2012 (Hoerling et al. 2013) qui aurait été amplifiée par un déficit important de l'accumulation de neige au début du printemps (19% de la normale climatique de l'accumulation de neige; Trenberth 2013), ou la perte de glace dans l'Arctique ayant pour effet de favoriser certains extrêmes de températures et de précipitations sur l'Amérique du Nord (Francis et Vavrus 2012). Par conséquent, à la fois pour des besoins d'analyse des processus physiques impliqués dans l'occurrence et les changements des extrêmes mais également pour des besoins dans les études d'impacts et d'adaptation, des projections robustes des conditions climatiques nécessitent une modélisation qui reproduit adéquatement l'interaction entre la grande échelle et les forçages régionaux et locaux.

#### Simulation des extrêmes par les modèles du climat

La grande majorité des projections climatiques est issue de Modèles Climatiques Globaux couplés Atmosphère-Océan (MCGAO) qui couvrent l'ensemble du globe. Parce que les MCGAO sont des modèles dans lesquels de nombreux phénomènes très complexes sont à prendre en considération (en intégrant la modélisation de l'océan et son couplage avec l'atmosphère, la glace de mer, etc.) et qu'ils couvrent la totalité de la biosphère du globe, ils sont très coûteux en temps de calcul informatique. Ceci force l'utilisation d'une résolution horizontale restant relativement faible, soit de l'ordre de plusieurs centaines de kilomètres. Cette basse résolution implique une limitation du nombre de processus physiques de fines échelles qui peuvent être explicitement résolus dans le MCGAO, et ceux-ci sont paramétrés grossièrement à l'échelle de la résolution du modèle. Il a été montré (Wehner et al. 2010) qu'une augmentation de la résolution d'un MCGAO améliorerait la simulation des extrêmes de précipitation annuelle. Cependant, la résolution des MCGAO opérationnels demeure trop grossière pour simuler adéquatement les

processus physiques de fines échelles qui sont à l'origine de l'occurrence des extrêmes de précipitation à l'échelle horaire (Kendon et al. 2012). Or, le coût informatique d'une simulation de haute résolution avec un MCGAO est prohibitif. Une des techniques qui permet une résolution plus élevée, tout en conservant un coût informatique raisonnable consiste à utiliser un modèle régional climatique (MRC) avec une plus haute résolution (de l'ordre de quelques dizaines de km), mais sur une partie seulement du globe, en utilisant aux frontières les données issues d'un MCGAO ou de ré-analyses. L'utilisation des modèles régionaux et/ou d'autres méthodes de régionalisation à haute résolution s'avère nécessaire afin d'inclure non seulement les forçages de grandes échelles, mais également afin de tenir compte des processus de sous-échelle non-résolus dans les MCGAO, comme une meilleure représentation des nuages, un contraste terre-mer plus réaliste, une topographie plus fine, des processus convectifs mieux définis et/ou des interactions physiques plus réalistes entre les conditions de surface et l'atmosphère.

#### Incertitudes des simulations climatiques

Dans un contexte d'utilisation des variables simulées par les modèles dans les études d'impacts et d'adaptation, le degré de fiabilité des simulations climatiques à l'échelle régionale doit être évalué (Murphy et al. 2009; de Elía et Côté 2010; Rowell 2011). Un nombre important d'études se sont penchées sur l'incertitude de la moyenne de la température et de la précipitation (Déqué et al. 2007; Lynn et al. 2009; de Elía et Côté 2010; Rowell 2011), ainsi que sur les événements extrêmes de précipitation à l'échelle horaire (Kendon et al. 2012), saisonnière (Colin et al. 2010), ou à travers l'utilisation de la TVE sur les maximums annuels de précipitation (Mailhot et al. 2012) au-dessus du Canada ou des extrêmes saisonniers de précipitation au-dessus des États-Unis d'Amérique (Wehner 2013). Cependant, aucune étude ne s'est attardée à évaluer l'incertitude sur les occurrences, les intensités et les durées des séquences sèches et humides à l'échelle régionale au-dessus de



l'Amérique du Nord, en utilisant les indices climatiques présentés précédemment basés sur les distributions saisonnières des précipitations quotidiennes.

Les MRCs incorporent plusieurs sources d'incertitudes. En effet, comme les MRCs utilisent, à leurs frontières, les données simulées par les MCGAO, ils incorporent donc *de facto* les incertitudes des MCGAO en plus des incertitudes structurelles (i.e. choix de domaine, paramétrisation des processus de sous-échelle, etc.) inhérentes à l'utilisation d'un MRC (une discussion sur les différentes sources d'incertitude est présentée dans la suite). L'augmentation de la résolution ne résulte pas nécessairement en une diminution de l'incertitude dans le MRC par rapport au MCGAO, puisque l'ajout de processus climatiques complexes résulte plutôt en une addition de non-linéarité dans le système et produit un spectre de solutions plus large et instable (Maslin et Austin 2012). Par conséquent, bien que la simulation climatique à l'échelle régionale soit plus réaliste que dans le cas des MCGAO, il s'ensuit que l'utilisation d'un MRC peut résulter en une incertitude plus importante que la seule utilisation d'un MCGAO de plus basse résolution.

L'utilisation des projections climatiques issues d'un modèle climatique comporte le plus souvent les quatre sources d'incertitude distinctes (cf. Murphy et al. 2009; Separovic 2012) : a) structurelle, b) la paramétrisation des processus physiques, c) la nature chaotique du système climatique, et d) les scénarios climatiques. L'incertitude structurelle réfère à la sensibilité des variables simulées selon les configurations de base du MRC (i.e. taille du domaine de simulation, données pilotant le MRC et résolution horizontale et verticale du MRC). Cette incertitude structurelle est souvent considéré comme étant l'incertitude minimale (ou de base) d'une simulation. Quant à la paramétrisation des processus physiques, la résolution des modèles impose d'inclure, sous forme de paramétrisation, les effets de certains processus de sous-échelle de manière à reproduire l'effet de ceux-ci à l'échelle résolue par le modèle. Pour un processus donné, il peut exister plusieurs types de

paramétrisations et d'approximation ou de formulation des processus empiriques. Par conséquent l'incertitude varie selon le choix de la paramétrisation utilisée et des paramètres utilisés dans celle-ci. Ces paramètres ne découlent pas seulement de lois physiques, mais aussi de termes d'ajustement issus de connaissances empiriques du phénomène à considérer (ex. flux turbulents de chaleur ou d'humidité à l'interface sol-atmosphère). Par exemple, le taux d'absorption du dioxyde de carbone en fonction des différents types de couverture terrestre (Maslin et Austin 2012) affecte les processus d'évaporation des plantes et constitue une source d'incertitude issue d'une part, de processus variablement connus et d'autre part, de la façon dont ces processus sont incorporés dans les modèles. La troisième source d'incertitude provient de la nature chaotique, non linéaire, du système climatique que l'on appelle généralement la variabilité interne (ex. Lucas-Picher et al. 2008). Cette variabilité interne est provoquée par la sensibilité des modèles numériques aux conditions initiales. En effet, de petites perturbations dans les conditions initiales engendrent des solutions différentes et conséquemment deux simulations vont avoir tendance à diverger dans le temps. Cependant, cette divergence tend à disparaître lorsque le nombre d'années utilisé pour moyenniser le signal climatique augmente (de Elía et Côté 2010). Finalement, dans le cas des projections du climat futur, il existe plusieurs scénarios d'émissions de gaz à effet de serre (Nakicenovic et al. 2000; Meinshausen et al. 2011). Ces scénarios comportent une grande part d'incertitude dans leur élaboration, reliée au scénario de croissance démographique ou économique, ou aux choix dans l'utilisation des matières premières ou des ressources énergétiques disponibles (i.e. combustibles fossiles), etc. Pour représenter cette incertitude, plusieurs scénarios ont été développés et représentent l'évolution potentielle de la croissance économique, démographique et sociale des prochaines décennies.

Une des composantes de l'incertitude structurelle d'un MRC est la taille et la localisation du domaine d'intégration. Par construction, le domaine est un paramètre déterminé le plus souvent de façon arbitraire qui influence les simulations climatiques

à l'échelle régionale (Vannitsem et Chomé 2005). Ce choix est souvent fait à partir de considérations pratiques, en situant le domaine au-dessus de la région d'intérêt, sans égard aux processus physiques et dynamiques, situés en amont ou en aval de cette région. Souvent les simulations utilisent des domaines d'intégration plutôt petits dans le but de réduire le coût en temps de calcul ou dans l'intérêt de pouvoir augmenter la résolution du MRC, en permettant de tenir compte possiblement des processus apparaissant à plus haute résolution dans le plus petit domaine, à coût numérique équivalent à un plus grand domaine mais avec une résolution plus grossière. Cette stratégie peut apparaître comme une approche viable puisque l'étude de Colin et al. (2010) a montré que la grandeur du domaine affectait peu la simulation des précipitations intenses (i.e. 95<sup>e</sup> et 99<sup>e</sup> centile). Toutefois, Leduc et Laprise (2009) et Leduc et al. (2011) ont montré que l'usage de domaines plus petits peut avoir des effets non négligeables sur les statistiques des précipitations simulées par rapport à un domaine plus grand. Par ailleurs, dans une perspective de validation, l'étude récente de Eum et al. (2012), utilisant une comparaison avec des valeurs observées sur le Sud du Québec, a montré qu'un domaine de plus petite taille donne une incertitude systématique plus faible (pour la précipitation saisonnière, en terme de distribution spatiale et temporelle, incluant les extrêmes) comparée à un plus grand domaine, en utilisant les mêmes conditions aux frontières (ré-analyses), en adéquation avec la diminution du degré de liberté (par rapport aux conditions aux frontières) d'un plus petit domaine.

Par ailleurs, le choix d'un domaine plus petit est souvent fait dans la perspective que les valeurs spatialement moyennées sont généralement similaires, sur le domaine commun, aux valeurs issues d'un domaine d'intégration plus grand. Cependant, les champs hautement variables comme la précipitation sont fortement modulés par les processus locaux qui peuvent être influencés par les interactions entre les échelles synoptiques et la méso-échelle développées par le MRC dont les degrés de liberté dépendent de la taille du domaine. Dans cette perspective, il est donc

important d'estimer l'incertitude qui découle de l'utilisation d'un domaine plus restreint comparativement à un plus grand domaine sur la simulation de l'occurrence, de l'intensité et de la durée des séquences humides et sèches, et plus précisément d'estimer la variabilité spatiale et temporelle de cette incertitude. Cette variabilité spatiale pourrait s'avérer importante sur certaines régions selon la variable ou la saison considérée. L'influence (significative) du domaine sur certaines variables (pression moyenne au niveau de la mer, précipitation et humidité relative) au-dessus de l'Amérique du Nord a été étudiée par plusieurs auteurs (Leduc et Laprise 2009; Leduc et al. 2011), dans un contexte « Big-Brother » (Denis et al. 2002). Il apparaît pertinent d'évaluer cette incertitude (et variabilité spatiale) dans un contexte plus proche d'une utilisation réelle d'un MRC (i.e. en utilisant des configurations typiques d'une simulation régionale pour fin d'analyse par les groupes d'impacts et d'adaptation). Cette incertitude doit être évaluée afin de faciliter l'utilisation et l'interprétation des informations climatiques fournies par les MRCs dans les modèles ou les études d'impacts et d'adaptation aux changements climatiques.

Différentes méthodes sont utilisées pour estimer l'incertitude des simulations climatiques quant à la paramétrisation (ou paramètres) et aux facteurs structurels du MRC considéré. La première consiste à étudier l'incertitude d'un modèle donné en faisant varier les paramètres ou les paramétrisations physiques de celui-ci, par exemple en modifiant les paramètres reliés à la convection profonde ou à la condensation stratiforme pour une seule version du MRCC (par ex. Separovic 2012). Cette approche évalue l'incertitude qui découle des différentes paramétrisations disponibles (i.e. facteur « b »). La deuxième approche consiste à estimer l'incertitude des simulations en utilisant un ensemble de simulations issues d'un ou plusieurs modèles différents et permet d'évaluer, entre autres, l'incertitude dite structurelle, en modifiant la taille du domaine, les données aux frontières, la résolution, etc., lorsque la même version de MRC est utilisée. Plusieurs études récentes ont utilisées cette dernière approche pour analyser l'incertitude, comme dans le cadre du projet



Européen ENSEMBLES (*Ensemble-Based Predictions of Climate Changes and their Impacts*, Hewitt (2004)) ou via l'usage des simulations disponibles du projet Européen PRUDENCE (*Prediction of Regional Scenarios and Uncertainties for Defining European Climate Change Risks and Effects*, Christensen et Christensen (2007)), et le projet nord Américain NARCCAP (*North American Regional Climate Change Assessment Program*, Mearns et al. (2009)). Malgré les nombreux avantages que représentent ces études d'intercomparaison ou ces exercices de simulations d'ensemble, plusieurs inconvénients persistent. Par exemple, les centres de modélisations échangent régulièrement sur leurs résultats et les connaissances acquises, ainsi les déficiences systématiques quant à la modélisation de certains processus, peuvent perdurer entre des modèles distincts (Tebaldi et Knutti 2007; Pennell et Reichler 2010; Knutti et al. 2013). On note aussi que la construction de tel ensemble de simulations est tributaire, la plupart du temps, d'une opportunité de recherche selon les groupes impliqués et donc par conséquent, les modèles présents dans l'ensemble ne représentent pas nécessairement une population exhaustive et entièrement représentative des modèles disponibles (Kendon et al. 2010; Masson et Knutti 2011; Knutti et al. 2013). On estime donc que l'incertitude évaluée à l'aide d'un ensemble de simulations peut être sous-estimée par rapport à l'incertitude réelle représentée par la population totale des modèles disponibles. Par ailleurs pour la température, dans une perspective d'ensemble, Kendon et al. (2010) suggèrent de favoriser un ensemble maximisant le nombre de MCGAO disponibles, plutôt que d'augmenter le nombre de MRC utilisés. Cependant, au-dessus de certaines régions présentant un forçage local ou régional important (i.e. les Alpes ou les Rocheuses), il est parfois plus avantageux de favoriser un nombre accru de MRC, compte tenu notamment de l'importance des processus régionaux dans l'établissement du régime de température et de précipitation (Kendon et al. 2010; Wehner et al. 2010). L'utilisation d'un ensemble de simulations est un pré-requis pour distinguer le signal de changements climatiques par rapport au bruit numérique des modèles (i.e. la

variabilité interne des modèles), en augmentant la robustesse sur les amplitudes et le signe du changement climatique obtenu à l'échelle régionale.

### Objectifs et approches utilisées

Les deux principaux objectifs de cette thèse sont : 1) d'identifier les forces et les faiblesses des MRCs dans la simulation des extrêmes de températures et de précipitation, dont l'occurrence, l'intensité et la durée peuvent avoir un impact significatif sur les systèmes naturels et humains, et 2) d'analyser les différentes sources d'incertitudes structurelles des MRCs et de quantifier l'influence de ces modifications structurelles sur la simulation des extrêmes de précipitation en utilisant une approche par simulations d'ensemble. Pour ces deux objectifs, nous utiliserons une caractérisation des extrêmes par indices climatiques tels que décrit précédemment. La thèse est présentée sous forme d'articles scientifiques.

Pour répondre au premier objectif, le Chapitre I s'attarde plus particulièrement sur la validation des extrêmes saisonniers tels que simulés par deux versions (3.7.1 et 4.1.1) du Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC) au-dessus de trois régions du Nord-est de l'Amérique du Nord sur la période historique de 1961 à 1990. Cette validation s'effectue en comparant les extrêmes simulés aux extrêmes observés sur la période estivale (juin-juillet-août), période durant laquelle les extrêmes aux latitudes moyennes sont particulièrement importants, avec les impacts parmi les plus marqués sur les écosystèmes et l'activité humaine (i.e. agriculture, feux de forêts, inondations/sécheresses, précipitations intenses). Les données de référence ayant servies à la validation ont été développées sous forme de données observées interpolées (interpolation quotidienne par krigeage ordinaire (Matheron 1962; 1963a; b) à la résolution du MRC utilisé. Cette base de données a été construite à partir des données quotidiennes de stations d'observation d'Environnement Canada et du National Climatic Data Center (NCDC, [www.ncdc.noaa.gov](http://www.ncdc.noaa.gov)) de la température

(maximale et minimale) et de la précipitation (totale). Les indices étudiés dans le Chapitre I sont : le 10<sup>e</sup> centile de la température minimale quotidienne (Tn10), le 90<sup>e</sup> centile de la température maximale quotidienne (Tx90), l'amplitude thermique diurne (DTR), l'occurrence de jours de pluie (Prcp1), le nombre maximum de jours secs consécutifs (CDD), et le 90<sup>e</sup> centile de la précipitation quotidienne (P90). En plus d'une validation générale des extrêmes simulés, les simulations utilisées provenant de deux versions du MRCC qui présentent deux schémas différents de paramétrisation de surface vont aussi nous permettre d'estimer l'importance des interactions entre le sol et l'atmosphère (i.e. flux de chaleur, contenu en eau dans le sol, etc.) sur la simulation de ces extrêmes selon la version du MRC utilisée. L'analyse sur trois régions et deux variables permettra aussi d'évaluer l'incertitude des extrêmes selon la région et la variable étudiée.

Pour répondre au deuxième objectif, le Chapitre II s'attarde plus particulièrement à la quantification de l'incertitude de la précipitation selon les quatre facteurs suivants : choix de domaine, choix du membre, choix du MCGAO (incertitude structurelle) et variabilité interne (incertitude numérique). Pour cela, un ensemble de 16 simulations issues de la version 4.2.3 du MRCC, pour la saison d'hiver et d'été sur le nord-est de l'Amérique du Nord, couvrant la période historique 1961-1990 a été utilisé. Les indices étudiés dans le Chapitre II concernent : l'occurrence des jours de pluie (Prcp1), le nombre maximal de jours secs consécutifs (CDD) et le 95<sup>e</sup> centile de la précipitation (P95). La quantification de l'incertitude reliée à chacune des quatre sources décrites précédemment concernera la variabilité temporelle et spatiale de la précipitation totale quotidienne en plus des indices suggérés précédemment. L'analyse sur deux saisons distinctes nous permettra d'étudier la dépendance saisonnière des différentes sources d'incertitude.

Un travail supplémentaire, abordé dans le Chapitre II et présenté dans l'Annexe A, a consisté à estimer la contribution relative de l'incertitude associée à

l'évaluation des quantiles élevés (i.e. valeurs extrêmes), par rapport à l'incertitude associée à l'évaluation de la moyenne (i.e. erreur standard d'estimation). Comme la taille de l'échantillon ou le nombre d'ensembles nécessaire influence l'évaluation «robuste ou adéquate» du climat moyen ou des extrêmes climatiques étudiés, cette analyse permettra de mieux interpréter l'évaluation des autres facteurs ou la part relative de chacune des sources d'incertitude sur la simulation des variables climatiques d'intérêt.

Finalement, l'annexe B présente quelques résultats supplémentaires reliés au Chapitre I. L'annexe C présente la climatologie de la précipitation et des indices d'extrêmes pour les 16 simulations du Chapitre II. L'annexe D présente l'incertitude, tel qu'abordé dans le Chapitre II, pour des indices de température. L'annexe E présente l'incertitude des indices de précipitation pour la période future de 2041 à 2070. L'annexe F montre les distributions typiques des indices de précipitation tel que décrit au Chapitre II.



## CHAPITRE 1

### ASSESSMENT OF SUMMER EXTREMES AND CLIMATE VARIABILITY OVER THE NORTH-EAST OF NORTH AMERICA AS SIMULATED BY THE CANADIAN REGIONAL CLIMATE MODEL

Ce chapitre est présenté sous forme d'article scientifique publié dans *International Journal of Climatology*. La référence complète est :

Roy, P., P. Gachon, and R. Laprise. 2012. «Assessment of summer extremes and climate variability over the North-East of North America as simulated by the Canadian Regional Climate Model». *International Journal of Climatology*, vol. 32, p. 1615-1627.





## Abstract

The present study focuses on the evaluation and comparison of the ability of two versions of the Canadian Regional Climate Model (CRCM) driven by re-analyses (NCEP-NCAR) to reproduce the observed extremes and climate variability in summer (1961-1990). The analyzed variables are daily precipitation, minimum and maximum temperatures over three regions located in north-eastern North America that are characterized by different topography and observation density. The validation has been performed with multiple climate extreme indices characterizing the frequency, intensity and duration of precipitation and temperature events. The assessment of the ability of the CRCM is done through an in-depth analysis of the statistical distribution, performance scores and interannual variability of extreme indices. The reference database has been constructed by kriging the daily observed data from local meteorological stations onto the CRCM 45-km grid. The vast majority of results over the three regions show that, with respect to the previous (i.e. 3.7.1) CRCM version, the latest version (4.1.1) improves in general the simulated extreme events. In particular, the intensity of extreme hot summer temperature, diurnal temperature range, wet days occurrence, seasonal dry spell, and to a lesser extent extreme cold summer temperature and heavy rainfall. The study suggests that improvements in the simulated extremes in the latest version are due mainly to the introduction of the new land surface scheme (CLASS 2.7), with a more sophisticated representation of the soil moisture content. This suggests the importance of surface processes parameterization as a potential cause of errors in simulated extremes.

**Keywords:** regional climate modelling, kriging, extremes, variability, North America.



## 1.1 Introduction

Main concerns for the vulnerability, impacts and adaptation (VIA) studies are related to changes in extremes and climate variability at the regional scale. These studies need to take into account fine-scale physical feedbacks affecting regional systems, especially when society, ecosystems or infrastructures are concerned. In particular, frequency and severity of extreme events, perhaps more so than gradual changes in the average climate (Mearns et al. 1984; Katz et Brown 1992) play an important role in socioeconomic impacts. Latest coupled Atmosphere-Ocean Global Climate Models (AOGCM) used in the Fourth Assessment Report from the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) have a typical resolution varying from 100 to 400-km (IPCC 2007), which is still too coarse to realistically represents climate variability and extremes at the regional scale. Climate change projections from AOGCM cannot be applied directly at the regional scale without further downscaling of the information. Hence, there is an increasing need among the scientific community and policy maker for climate projections of climate variability and extremes at regional and fine temporal (i.e. daily or sub-daily) scales, as they will likely have significant impacts on the environment and human activities.

Dynamical downscaling of AOGCM simulations, such as the use of a Regional Climate Models (RCM), is a useful tool to develop high-resolution climate scenarios at appropriate temporal and spatial scales relevant for VIA studies. The high resolution of RCMs can take into account regional forcing (orographic features or land/sea discontinuities) not explicitly included in AOGCMs (e.g. Mearns et al. (2003)), which is a potential added value for the simulation of realistic extreme events. In particular, this includes subgrid-scale processes parameterizations dealing with clouds and precipitation (Meehl et al. 2000), as well as surface and boundary

layer parameterization (Sushama et al. 2006; Christensen et al. 2007; de Elía et al. 2008; Karlsson et al. 2008). However, varying degrees of uncertainty remain in many of the quantitative aspects of RCM simulations, especially with respect to the representativeness of precipitation where there is a mismatch of scale between precipitation in models and observation stations (see Haylock et al. (2006); Schmidli et al. (2007)).

In Europe, the evaluation of downscaling methods used to simulate reliable high-frequency climate information linked with climate extreme occurrence and intensity has been recently addressed in a systematic manner through projects such as STARDEX, PRUDENCE and ENSEMBLES (see details about these research projects under the Climate Research Unit web site, <http://www.cru.uea.ac.uk/cru/research/>). Over Canada, evaluation of simulated climate have been made with AOGCMs (Barrow et al. 2004; Bonsal et Arctic 2006) and the Canadian RCM (CRCM) (Laprise et al. 1998; Laprise et al. 2003; Plummer et al. 2006; Sushama et al. 2006; de Elía et al. 2008), but both with a focus on mean climate evaluation over current and future periods. The uncertainty associated with RCM projections of climate extremes over North America remains under-explored, despite an earlier analysis of rainfall extremes (annual maximum) through intensity-duration-frequency curves analysis over southern Québec (Mailhot et al. 2007) and a recent study (Mladjic et al. 2011) investigating the projected changes to precipitation extreme characteristics over Canada in the CRCM. There is a great opportunity with the increasing horizontal resolution of RCMs and/or the recent available RCM runs from the NARCCAP (North American Regional Climate Change Assessment Program, see <http://www.narccap.ucar.edu/>) project to do a complete assessment of climate extremes.

The aim of this study is to assess the dynamical downscaling ability of two versions of the CRCM, without AOGCM biases introduced when the RCM is driven

by global models, of capturing the high- and low-frequency variability, with respect to observed meteorological patterns. To achieve this, both versions of the CRCM were driven by global atmospheric reanalyses (NCEP-NCAR, National Centers for Environmental Prediction - National Center for Atmospheric Research, e.g. Kalnay et al. (1996); Kistler et al. (2001)) over three different areas in north eastern North America in summer. These areas represent different surface conditions that mainly affect the climate regime through the presence of the Appalachian Mountains, Prairies and the Great Lakes, covering the performance of the CRCM under different climatic conditions. As summer season is less affected by large-scale influences, the experiment set-up constitute a good exercise to evaluate the effects of the regional-scale feedbacks captured by the CRCM within the domain (ex. from well resolved surface conditions) on the occurrence, intensity and duration of extreme events.

In the following sections, the methodology is presented with a description of the main characteristics of the two CRCM versions, data used for the validation, the interpolation procedure, and the area of interest and criteria of analysis. In Section 1.3, results from the region with higher observation density, and combined results over the three regions are presented, followed by a discussion and conclusion given in Section 1.4 and 1.5.

## 1.2 Methodology

### 1.2.1 Model and observation data

#### 1.2.1.1 Model: The Canadian Regional Climate Model

In this study, two versions (3.7.1 and 4.1.1) of the CRCM are used (thereafter V3 and V4); V3 is described in Plummer et al. (2006), and V4 in Music et Caya (2007) and Brochu et Laprise (2007). Both versions of the CRCM use the semi-

Lagrangian semi-implicit MC2 (Compressible community mesoscale model) dynamical kernel (Laprise et al. 1997) with the Canadian AOGCM physics parameterization mostly based on the second version of the atmospheric GCM (McFarlane et al. 1992) for V3 and the third version (Scinocca et al. 2008) for V4. The horizontal grid covers a large portion of North America (see Figure 1.1) and has a grid mesh of 45 km (true at 60°N).

A major difference between the two versions is the land-surface scheme. V3 uses a bucket land-surface scheme (McFarlane et al. 1992), modified by Plummer et al. (2006), while V4 uses the more sophisticated Canadian Land-Surface Scheme (CLASS, version 2.7; Verseghy (2000)). The modified bucket is a one-layer scheme with a fixed water-holding capacity (10 cm), while CLASS simulates the exchange of heat and moisture through a sophisticated three-layer soil scheme. Each grid cell in CLASS can have up to four subareas: bare soil, vegetation-covered, snow-covered and snow-vegetation covered (Verseghy 2000).

Another difference concerns the parameterization of the vertical flux of heat, moisture and momentum. V3 uses a vertical mixing in the boundary layer that has been modified to include non-local mixing of heat and moisture under conditions where the buoyancy flux at the surface is upward (Jiao et al. 2006). The mixing scheme in V3 equally adds fluxes to the entire boundary layer to represent the vertical profiles of water vapour and potential temperature in a well-mixed planetary boundary layer (PBL), resulting in an improved distribution of moisture in the PBL and better summer precipitation simulations (Jiao and Caya, 2006). V4 uses modified turbulent transfer coefficients for surface exchanges of heat, moisture and momentum from the third-generation Canadian AOGCM (CGCM3), which allows different roughness lengths for heat and momentum, and gives transfer coefficients that are in agreement with the Monin-Obukhov similarity theory (Abdella et al. 1996).



The atmospheric and oceanic boundary conditions come from reanalysis of observations. NCEP-NCAR global reanalysis dataset (Kalnay et al. 1996; Kistler et al. 2001) have been used for the atmospheric lateral boundary conditions. Oceanic data are prescribed from the Atmospheric Model Intercomparison Project (AMIP II) dataset (available at  $1^\circ$  by  $1^\circ$  horizontal grid), consisting of monthly sea surface temperature (SST) and sea-ice thickness obtained from Fiorino (1997) which are linearly interpolated every day from consecutive monthly values.

#### 1.2.1.2 Observation data

For this study, three daily variables have been used: maximum temperature (Tmax), minimum temperature (Tmin) and total daily precipitation (Precip) for the period 1961-1990. In the US, daily data from the National Climatic Data Center (NCDC, see [www.ncdc.noaa.gov](http://www.ncdc.noaa.gov)) are extracted from approximately 8000 stations scattered over the eastern part of the country. In Canada, the homogenized temperatures datasets from Environment Canada (EC, Vincent et al. (2002)) and from Ministry of Environment in Québec (MENV, Yagouti et al. (2008)) are used, as well as the rehabilitated values of Precip from EC (Mekis et Hogg 1998).

The number of available stations decreases with time. For example, in region A (see the description of the study regions in section 1.2.1.3 and their locations in Figure 1.2) the number of stations has decreased gradually with time, i.e. at the end of the 1990s compared to early 1960s, from 575 to 394 (-31.5%) precipitation stations and from 322 to 250 (-22.4%) temperature stations.

Prior to this study, no daily gridded values were available at the resolution of the CRCM grid and for the period 1961-1990 from observed data over North America. Some products exist, but they all have drawback for this study. The North American Regional Reanalysis (NARR, e.g. Mesinger et al. (2006)) is a re-analysis

product over North America at the 32-km horizontal resolution, but it covers only the last three decades (i.e. 1979-2009). The Canadian Precipitation Analysis (CaPA) is available at the regional scale over Canada, but does not go back to 1961. Hence, the need to develop daily gridded analyses of Tmin, Tmax and Precip has emerged.

Ordinary kriging (Matheron 1962; 1963a; b) of daily values of minimum temperature, maximum temperature and precipitation has been performed in this study, using an algorithm developed by Baillargeon (2005). To assess the kriging, a cross-validation process has been done using a standard jack-knife procedure on two semi-variogram models, spherical and exponential. This validation process ensures that we use the best semi-variogram model for each day, giving us a better estimate of predicted values at the grid point of the model. The daily kriged values have been used to compute the diagnostic observed extreme indices over the summer season (covering the three months of JJA).

Root square of the kriging variance (defined by equation 1) are presented in Table 1.1 for the three regions. These values can be seen as an approximation of the kriging error.

#### 1.2.1.3 Study areas

Three study areas have been chosen to validate the CRCM simulations over north-eastern USA where a high density of observed stations is present, and south-eastern Canada where the density of observed stations is smaller. Figure 1.2 shows the three study areas and the distribution of the observation stations from the data sources for USA and Canada. The density of stations varies between the three regions: the average number of stations per CRCM 45-km grid cell is 6.5, 4.6 and 1.6 for the three regions A, B, and C, respectively (see Table 1.2).

Region A covers the state of Pennsylvania, crossed by the Appalachian Mountains through a south-west/north-east axis (see the topography of region A in Figure 1.3). The precipitation regime is influenced both by the presence of topography and the vicinity of the Atlantic Ocean, where a high occurrence of synoptic weather systems are present for most of the year. Region B, covering the states of Indiana and Ohio, is more continental and influenced by the Great Lakes. Region B is mainly covered with plains, bare soil and low relief. Region C covers the south-eastern part of Ontario and the south-western part of Québec, and is located north of the Great Lakes. In the south of Region C part of the plain of the St-Lawrence valley is present while the north is mainly covered by forest with low relief.

## 1.2.2 Validation methodology

### 1.2.2.1 Diagnostic: Extreme indices

Kriged daily Tmin, Tmax and Precip have been used to compute six seasonal extreme indices (see Table 1.3), chosen from a selection of indices developed by ETCCDMI (Expert Team on Climate Change Detection Monitoring and Indices) and STARDEX (Statistical and Regional dynamical Downscaling of Extremes for European regions) (STARDEX 2005). Main criteria for extremes indices are the intensity, duration and frequency of an event. The indices have been selected to analyze the intensity of warm and cold extremes (through the 90<sup>th</sup> and 10<sup>th</sup> percentiles of Tmax and Tmin respectively), the mean seasonal diurnal temperature range (DTR, i.e. differences between Tmax and Tmin during the day), as well as frequency of wet days (using a threshold of 1 mm/day, see Hennessy et al. (1999)), maximum duration of dry sequences and extremes of daily precipitation (through 90<sup>th</sup> percentile values).

### 1.2.2.2 Performance score

The validation is done through a set of performance score: BIAS, Variance Ratio (VR), Spatial Correlation (SC) and Interannual Anomalies (IA). BIAS, defined as the mean difference between the model values and observation values, concerns mainly the extreme indices since the bias-correction scheme has been applied (see section 1.2.2.3) on each basic variable (Tmin, Tmax and Precip). Variance ratio is defined as the ratio of the model variance divided by the observation variance, averaged over all grid points. Spatial correlation is defined as the Spearman's correlation of each spatial pattern. SC is calculated for each year and averaged over the 1961-1990 period, and only statistically significant (at the 95% level) results are used. IA used in this study is a standardized temporal anomaly (see eq. 1.1) and is computed at each grid point. The grid-point standardized anomalies are then spatially averaged for each year to provide insight on the CRCM performance over the whole region during time:

$$Ano_i = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \frac{I_{ij} - \bar{I}_{(61-90)j}}{\sigma_{(61-90)j}} \quad (1.1)$$

where  $Ano_i$  represents the anomaly for year  $i$ ,  $I_{ij}$  is the value of the index,  $j$  the grid point,  $\bar{I}_{(61-90)j}$  is the mean and  $\sigma_{(61-90)j}$  is the standard deviation, for the 30-yr period for grid point  $j$ . Equation 1 is used for all three dataset (Observation, V3 and V4), which means that the mean and standard deviation is relative to the dataset used. By dividing by the standard deviation over the region, we minimize the effects of regional variability of the studied variables and we ensure that we can intercompare



the three regions without considering the inherent variability of each index over the study region.

These performance scores are complementary, provide a strong assessment of the performance of each model, and the last three (VR, SC and IA) are not subject to systematic bias. A model that reproduces well extreme indices must have (1) a good VR so that extremes can be reproduced in their amplitude and frequency; (2) a good SC so that the regional characteristics of the extreme indices is well reproduced; and (3) a good IA so that the model is able to simulate the main seasonal synoptic anomalies that force the extreme indices. IA is useful in evaluating the synchronicity of summer extremes and indicates whether or not the models are correctly reproducing atmospheric feedbacks at large scale, and their potential links with the regional and local forcings resolved at the RCM grid-scale. This increases the confidence that changes in regional forcing will be correctly incorporated in the RCM under climate-change conditions.

Confidence Intervals (CI) of performance scores criteria (i.e. BIAS, VR and SC) have been calculated through a standard bootstrapping method (Efron 1979) with 2000 iterations. This number of iterations is ample enough to give a good estimate of CI (i.e. stability of CI upon repetition of the bootstrap process; see Dibike et al. (2008)).

#### 1.2.2.3 Systematic bias (SB) correction

To correctly assess the capacity of models to simulate extreme indices, we work under an “unbiased mean state”, where the systematic bias (SB) of each simulated variable is corrected. The SB is grid-point dependant, meaning that a different correction is applied for each grid point. For Tmin and Tmax, we subtract the respective mean SB on each simulated daily value of the period 1961-1990, so

that simulated and observed grid-point distributions have the same mean value. For precipitation, a multiplication factor is calculated and applied on the daily value so that the two distributions have the same average value. Once the variables are corrected, we calculate the extreme indices from the corrected daily values.

### 1.3 Results

#### 1.3.1 Analysis over the Region A

##### 1.3.1.1 Spatial pattern of Bias

Figure 1.4 shows the bias for the three variables (Tmax, Tmin and Precip) on the simulated summer values with respect to kriged daily time series. For Tmax and Tmin, the bias is defined as the difference between the simulated and observed values; for Precip, the bias is here defined relative bias of precipitation, expressed in percent of observed value. The main outcomes shown from this Figure:

**Tmax.** Both versions have a strong positive bias (warm bias), with similar amplitude and spatial pattern, except for a negative bias on the northern part for V3. There is a stronger positive bias in V4 over south-central part of the region;

**Tmin.** Different behaviours are shown from the two versions for the Tmin variable: V3 exhibits a stronger bias, with largest warm bias in the western part and V4 exhibits a slightly positive bias over the western part and negative bias over the eastern part. This suggests a mix of a warm and cold bias over higher and lower altitude (see topography of region A in Figure 1.3), respectively;

**Precip.** In V3, the precipitation bias is exclusively negative, suggesting a systematic underestimation of the accumulated summer precipitation. In V4, bias is smaller, negative over the mountains and positive over lower altitudes in western part and south-eastern part of the domain (see topography of region A in Figure 1.3).



### 1.3.1.2 Probability distribution function of variables

Figure 1.5 shows the Probability Density Functions (PDFs) for Tmax and Tmin, as well as the Quantile-Quantile (Q-Q) plot for Precip, all calculated from all grid point and all summer daily values for raw and bias corrected (BC) variables. For Tmax and Tmin, a kernel-smoothing method was used for the computation of probability density estimate. From the analysis of PDFs and Q-Q plots, we can argue that:

Tmax. V4 and V3 share similar features, with comparable median value in both versions, and with a strong overestimation of the observed variability, especially in the upper tail of the distribution. BC distributions slightly reduce the overestimation of the hottest days, but a warm bias of around 3 to 4°C still persists during these events;

Tmin. With the SB correction V3 is strongly improved, whereas V4 remains practically unchanged;

Precip. All versions show a poor simulation of extreme values with higher quantiles largely underestimated. The departure from OBS is clear above 40 mm/day for V3, V4 and V4 BC. For V3 BC, the ability to simulate extreme values is better in spite of the remaining underestimation, but there is an overestimation of smaller amount of precipitation between 20 and 60 mm/day.

### 1.3.1.3 Boxplot of extreme indices

Figures 1.6 show the boxplot graphs, for temperature and precipitation extreme indices, all calculated from all grid points and all seasonal values of extreme indices over summer season (1961-1990 period) for region A. In these figures, the

Inter-Quartile Range (IQR) represents a measure of the variability induced by the spatial forcings (such as the topography and/or regional sub-grid scale conditions) and the temporal forcings (i.e. interannual variability).

**Tx90.** The non-corrected values (V3 and V4) confirm the overestimation of the 90th percentile of Tmax, i.e. of around 3-4°C in average for V3 and V4, consistent with a general overestimation of the upper tail of the statistical distribution analyzed through the whole PDF of Tmax. There is a remaining warm bias of about 2°C in the median values for both versions once the SB is corrected (V3 BC and V4 BC). V4 slightly reduces the excessive spread (as shown by the IQR) present in V3. The lowest values are better simulated in V4 whereas V3 have too many low outliers.

**Tn10.** As shown in the whole PDF of Tmin, V4 displays a net improvement compared to V3; hence the uncorrected boxplot shows a weaker bias for V4. However, once the SB is corrected, V3 have a better median value than V4. The IQR remain similar for both versions, i.e. similar performance between versions for variability. V4 apparent overall score is mostly caused by a combination of slight positive and negative biases over the whole region (not shown), as suggested for mean values of Tmin in Figure 1.4b.

**DTR.** V3 underestimates the median while V4 overestimates it with respect to the OBS. There is a small overestimation of the IQR in V3, while V4 underestimates it. Once the SB is corrected for both Tmax and Tmin, median values and IQR are strongly improved, especially for V4 BC.

**Prcp1.** V3 shows an underestimation of the number of wet days. There is an improvement with V4 related to V3, with a better median value with respect to OBS. However, there is an underestimation of the observed variability in V4, while V3

shows an overestimation but has better agreement. The correction of the SB improves the median value of both versions and further reduces the variability of V4.

CDD. V3 presents a strong overestimation of the variability, which is reduced with SB correction. V4 shows an improvement of this index in terms of median and IQR, and the low bias of V4 results in no perceived improvement between V4 and V4\_BC values. In V4, the skewness (OBS: 1.18; V3: 0.82; V4: 1.28) of the OBS CDD is well simulated, which is not the case with V3.

P90. Both versions of the model reveal a fairly good performance. This good behaviour is explained by the combination of two different factors, 1) the effect of the interpolation scheme that smoothes the extreme values of the observed local field on the 45-km grid, and 2) the representativeness of precipitation in the models. The former reduces the high values of the observations, bringing them closer to the model values; while the latter produces smaller simulated extreme values (see Figure 1.5c). The mismatch in the scale between point observation and model grid point can be quite important in summer, as convective processes, smaller than the model grid resolution, take places for intense and localized storms. The model is not expected to reproduce this index well, but interpolation and representativeness make it possible to obtain these apparent good results. The topography does not seem to have a crucial impact as results for region B, where the topography is smaller and less variable, are similar with those of region A (see section 1.3.2). Putting those considerations aside, Figure 1.6f shows that SB correction of precipitation decrease the performance of V3 with a higher median value and IQR in V3 BC. For V4, the small correction factor of this version slightly improved the performance by lowering the median value, without affecting the IQR.

In summary, the analysis of Figures 1.6 highlights the relative importance of defining performance scores that are not subject to SB. Indeed, as shown for Tn10 in

Figure 1.6b, the improved performance of a given version of the model can be caused solely on a better simulation of average conditions, which are somewhat irrelevant from an extreme events perspective. In principle, once the SB is corrected, we can more easily assess the residual bias of extreme indices. However, as explained in the discussion, there are some issues related with SB scheme (i.e. non-homogeneity of the bias through the statistical distribution).

#### 1.3.1.4 Interannual variability

Figures 1.7 show the standardized anomalies (Eq. 1) over the 1961-1990 period for temperature and precipitation extreme indices for region A.

**Tx90.** There is a better correlation with observed values in V4 than in V3, where there is a systematic overestimation of the magnitude of the anomalies during the 1980s. Note that Tmax time correlation (not shown) is better in V3 than V4. This clearly illustrate that average values does not guaranty a similar behaviour in extreme values. Variance of IA is strongly improved with V4.

**Tn10.** The temporal correlation is improved with V4 compared to V3. This is however lower than for values of Tx90; despite better results for Tmin in terms of variance ratio and spatial correlation (see section 1.3.2). The annual sequences of cold and warm days/nights after 1985 are quite well reproduced. However, representations of some anomalies (i.e. 1967, 1973 and 1984) are not reproduced in their amplitude. Variance of IA is also slightly improved in V4 with respect to observed values.

**DTR.** Variability of DTR is too high with V3, but with a better time correlation with OBS than for V4 (Figure 1.7c). This better correlation comes directly from the better time correlation of Tmax in V3 (not shown). During the 1980s, the Tmax large oscillation (not shown) can be seen in DTR's IA. The amplitude is better

reproduced by V4, but the synchronicity is better in V3. The decrease of DTR from 1961 to 1990 can be explained by a positive trend in  $T_{min}$  (not shown) through the same time period and the absence of a trend for  $T_{max}$  (not shown).

**Prcp1.** IAs of Prcp1 are better reproduced in V4 with a better correlation score. However, V4 underestimates the variance while V3 reproduces quite well the amplitude of the IA. Occurrence of strong deviations between V3 and OBS (i.e. 1962, 1981 and 1982) is reduced in V4.

**CDD.** V4 reproduces well the IA, despite a small degradation of the variance of the IA with respect to V3. V4 is better at reproducing IA of dry spells duration index than wet day's occurrence index, as shown through the correlation score and variance of both indices.

**P90.** Both versions cannot capture the IAs of observed heavy precipitation, as shown by the absence of a significant correlation between OBS and simulated values. V4 is able to reproduce the occurrence of wet days (Prcp1) and dry series (CDD), but suffers from problems concerning the temporal evolution of intense precipitation events with respect to observed values. These are influenced by local or regional effects such as subgrid-scale physical processes (e.g., topography, convection) not fully resolved at the CRCM scale. Variance of V4 is closer to OBS, while V3 is too high.

### 1.3.2 Mean spatial errors for the three regions

In Figure 1.8, the spatially and temporally averaged bias (BIAS), variance ratio (VR) and spatial correlation (SC) is shown for the three regions. BIAS for the variable ( $T_{max}$ ,  $T_{min}$  and Precip) and DTR are not discussed here since the SB

correction scheme eliminated the bias of these variables and indices. As stated earlier, SB correction is performed prior evaluating the extreme indices.

In summary, through the analysis of statistical scores across the three regions, the main results show that for:

**BIAS:**

- For Tx90 and Tn10, the residual bias is similar for both versions and all three regions;
- For Prcp1 and P90, region A performs better than region B which performs better than region C, especially true for Prcp1;
- There is a slight improvement with V4 for Prcp1, CDD and P90.

**Variance Ratio (VR):**

- There is an improvement of performance with V4 for all variable and extreme indices with the exceptions of DTR in region B and Tmax, Prcp1 and P90 in region C;
- There is a major improvement in simulated variance of Tx90 with V4;
- Simulated variance of Tn10 is better than Tmin in region A and C;
- For Precip and DTR, region A performs better than B which performs better than C, while for Tmax, Tn10, Prcp1 and CDD, region B is worse than region A and C.

**Spatial Correlation (SC):**

- For temperatures and all temperature indices, SC is better in region A;
- For precipitation and all precipitation indices, SC is poor for both versions and all three regions, especially true for Prcp1 in region A.



Note that with V4, simulated variance of most precipitation indices is good but that SC is poor. This means that the model is able to reproduce the statistics of observed precipitation indices but that the spatial features are not coherent with the observed precipitation indices.

As shown in the confidence intervals (CI) values in all statistical scores and indices (Figure 1.8), the CIs for the BIAS scores are lower for temperature indices than for precipitation indices, especially for wet day's occurrence which constitutes the worst performance BIAS score with respect to all other indices. This last strongly increases from region A to region C, and suggest a systematic underestimation across the different areas. There is no obvious effect of station density between the three regions on the uncertainty of Precip and precipitation indices.

#### 1.4 Discussion

Tmax and Tx90 are overestimated in both CRCM versions in links with the overestimation of the incoming shortwave for V4 as suggested in Markovic et al. (2009) and due to the small amount of available soil moisture in V3 (Plummer et al. 2006; Music et Caya 2007) leading to an underestimation of evaporation. Since the shortwave radiation scheme used in V3 is the same in V4, we can argue that the overestimation of incoming shortwave radiation is also present in V3. This means for V3 that under high insolation conditions, too much drying conditions appear in summer for the single soil layer. As there is not enough water to dampen the incoming radiation into latent heat, a direct conversion of radiative balance and fluxes into sensible heat induces exacerbated Tx90 values, as shown in Figures 1.5a, 1.6a, and 1.8a. For V4, the performance is closer to OBS, with a lower spread in the distribution (Figure 1.6a), a consequence of the higher soil moisture content, with the use of three layers within the surface scheme.

IA results suggest that the main subgrid-scale processes responsible for a large part of summer daily hot/cold extremes are better simulated in V4. This suggests that the CRCM is responding to large-scale atmospheric forcing in a more realistic and physical manner with the improved land-surface scheme. This is evidenced by the better time correlation and magnitude of the IA signals for all of the temperature extreme indices, with the notable exception of DTR's time correlation. Both versions overestimate Tx90 and Tmax variability (Figure 1.5a, 1.6a, 1.7a and 1.8b), as also found in other studies over other temperate regions from AOGCMs, mainly for Tmax interannual values (Collins et al. 2001; Giorgi 2002; Räisänen 2002), which is likely linked to the representation of land-surface processes in general (Vidale et al. 2007). The small soil water capacity of V3 results in a high variability of the surface conditions which cause a low thermal inertia, as evidenced by the large amplitude of the IA of Tx90. In V4, CLASS 2.7 reproduces a better IA of Tx90, through a more realistic water storage capacity resulting in a higher thermal inertia of the soil. This also results for V4 in a smaller IQR (Figure 1.6c), lower IA variance (Figure 1.7c) and better VR for DTR (Figure 1.8b). However, this improvement is not systematic (i.e. region B), in part due to the performance of CLASS 2.7 over bare soil, as discussed below.

There is some evidence that the CRCM performs differently for average and extreme temperature values. For Tmin, as suggested in Figure 1.8b, VR in regions A and C is better simulated for Tn10 than for Tmin, while the performance is worse for region B. In all cases, the minimum or night-times temperatures is mainly forced by the outgoing long-wave radiation, which is modulated by the cloud cover (Easterling et al. 1997). The reason behind the differential performance of Tmin vs. Tn10 could be related to systematic biases in cloud cover, as extreme cold nights are often achieved in clear sky conditions (see further details in Markovic et al. (2009)).

Since precipitation is a complex phenomenon, produced by large and mesoscale features as well as local convective processes, the effects of more appropriate surface conditions are less obvious than the results found for summer temperatures. Summer precipitation is more locally influenced (i.e. soil moisture-precipitation feedbacks, e.g. Hohenegger et al. (2009)) than any other season (Giorgi et al. 1994; Jiao et Caya 2006). In the CRCM, about 60% (more than 90% in some area) of summer precipitation is generated by convection (Jiao et Caya 2006). In that respect and considering that the main differences between V3 and V4 versions are mostly encompassed in the new land surface scheme and from the parameterization of the vertical flux of heat, moisture and momentum, we can expect that most of the differences in results come from these changes. Earlier studies found that discrepancies in summer precipitation are linked to biases in the shortwave radiation scheme used in V3 and to the simple land surface scheme (Plummer et al. 2006). For region A, the additional humidity available in the soil from the addition of CLASS 2.7 (V4) produces an overestimation (9.6%) of summer precipitation amount for 1961-1990 (see Figure 1.4c), while the simple bucket model produces an underestimation of precipitation (-15.9%).

The small (constant) water holding capacity of V3 favours more run-off, thus reducing the available water for evaporation (Music et Caya 2007) and convection. This explains why wet days (Prcp1) tend to be systematically higher in V4 with shorter dry sequences (CDD) than in V3 over all regions, as shown in Figures 1.6d, 1.6e, and 1.8a. However, this is not systematically transferred to higher heavy precipitation (P90 or higher quantiles) values in V4. This behaviour can be explained by the excessive heating of the dry soil in V3. The stronger daytime heating caused by the dry soil can cause stronger thermals that can break through the stable air barrier more easily, which leads to deep convection and to subsequent events of heavy rain (Hohenegger et al. 2009).

Our results confirms the conclusions made by Schmidli et al. (2007) and Haylock et al. (2006) over Europe, that in general the RCMs correctly simulate the temporal variability of wet/dry day occurrence (e.g. Prcp1, CDD), more so than those characterizing intense events (e.g. P90), as seen in Figure 1.7. However, under our performance scores shown in Figure 1.8, this difference does not appear, as evidenced by the stronger BIAS of Prcp1 than P90, while VR and SC are similar for CDD and P90, with high uncertainty of these performance scores.

Perhaps surprisingly, our results show that the topography is not a prime factor in the simulation of most of the extreme events. Indeed, most variable and extreme indices have better performance score in region A, with higher relief, than in other regions. Station density aside, the type of soil and how the diabatic processes are accurately simulated in the land surface scheme plays a key role. Results from Desborough et al. (1996) suggest that over bare soil under conditions of high insolation, there is a tendency to overestimate evaporation (Verseghy 2000). This could explain why the VR of Prcp1 and CDD (albeit under more complex conditions related to the absence of convective precipitation as soon as the excess of soil moisture has been lost through evaporation) in region B, where more bare soils are present than over other regions, are worse than over region A and C. SC results shows that Prcp1 have lower spatial correlation in region A than in the other two regions, meaning that insufficient resolution of the topography in the model affects nevertheless the spatial characteristics of these indices.

Finally, we used a simple correction scheme to subtract the SB from the simulated mean values. There is evidence (see ENSEMBLES results, e.g. Christensen et al. (2008); Déqué (2007)) that the bias is non-homogeneous throughout temperature and precipitation distribution. The extent to which this non-linearity and the homogeneous bias correction over all quantiles of the statistical distribution affect the extreme indices are not easy to assess but could be substantial, and could

introduce some benefits or drawbacks according to the considered variables and regions. This is of particular importance as the variable is not normally distributed like precipitation. Therefore, threshold indices such as  $\text{Prcp1}$ , CDD and P90, where we only consider values over or equal 1 mm/day, are more heavily affected by the SB correction than temperature indices. As our study focuses over the summer season, the normality of the daily temperatures distribution is approximately encountered but can be not meet over other seasons as during frost and thaw periods of the year or in the presence of snow on the ground which induces some non-linear feedbacks in the air temperature behaviour. Over mountainous or heterogeneous topographic area (as in region A), in spite of the fact that the summer season means generally no snow or frost conditions over or in the ground, the non-normality can be encountered as shown in the  $T_{\text{max}}$  statistical distribution (see Figure 1.5a). In such case, the bias correction in mean values ( $V4_{\text{BC}}$  vs.  $V4$  in Figure 1.5a) induces some small underestimation in the median values, as a slight asymmetrical behaviour in the  $T_{\text{max}}$  PDF is present (i.e. see the heavy tail in the lower part of the distribution with respect to the higher tail; this is also true for  $T_{\text{min}}$ , see Figure 1.5b). Hence, caution is needed when applying homogeneous or linear bias correction over the whole statistical distribution. However, subtracting the SB does not preclude the study of extreme events in the context of SB correction, as the bias of a given percentile can be seen as a linear decomposition between a SB component and a residual bias component.

## 1.5 Conclusion

In this study, an assessment of summer extremes and variability of daily minimum and maximum temperatures and precipitation amount as simulated by two versions (3.7.1 and 4.1.1) of the Canadian Regional Climate Model (CRCM) has been compared and validated using kriged observed daily data covering the period 1961-1990, over three areas of the north-eastern US and south-eastern Canada. The assessment is made through the statistical distribution of variables (PDFs of  $T_{\text{min}}$  and

Tmax and Q-Q plot of Precip), and boxplot of extreme indices, as well as bias (BIAS), variance ratio (VR), spatial correlation (SC) and interannual anomalies (IA) of climate extreme indices (warm and cold temperature extremes, the mean diurnal temperature range, frequency of wet days, maximum duration of dry spell and daily precipitation extremes. Results lead to think that:

- The improvement of the new CRCM version is mainly due to a more sophisticated land-surface scheme (CLASS 2.7) allowing more realistic simulations of surface conditions and the associated physical processes, such as the soil moisture-precipitation feedback;
- The higher thermal inertia and higher soil moisture memory of CLASS 2.7 allows a better simulation of daily temperature variability and consequently the simulation of high/low extreme air temperatures and the associated variability. In particular, a more realistic IA for Tx90 and Tn10 is obtained from the new CRCM version;
- This study confirms the role of the soil and boundary-layer parameterization as a potential cause of biases in precipitation occurrence, and not only for the extremes of rainfall. As suggested in the last IPCC 2007, these parameterizations (i.e. clouds, soil, and boundary-layer processes) continue to be a major source of climate models uncertainty. In particular, the incoming shortwave radiation and soil moisture content influence the accuracy of simulated precipitation occurrence, seasonal drought and heavy rainfall. However, the new land surface scheme seems to underestimate the magnitude of the IA of precipitation occurrence and seasonal drought;
- The two CRCM versions perform differently for average and extreme values. Surprisingly, variance of the 10<sup>th</sup> percentile of minimum temperature (Tn10) is slightly better simulated than the variance of minimum temperature (in regions A and C). Less surprising, variance of maximum temperature is better

simulated than the 90<sup>th</sup> percentile of maximum temperature for all regions. Physical mechanisms that generate those extremes should be explored;

- Overall, the new CRCM version (i.e. 4.1.1) generally perform better at simulating the observed variance (i.e. VR), especially for warm temperature extremes but with the exception of minimum temperatures;
- For spatial correlation, there is no significant difference between the two versions. Spatial correlation of precipitation and of extreme indices is low, whereas maximum consecutive dry days is the best simulated among precipitation indices. Temperature extreme indices have better spatial correlation score and lower uncertainty. Minimum temperature and the 10<sup>th</sup> percentile of minimum temperature are better reproduced than other temperature indices;
- Simulated interannual anomalies of most extreme indices (Tx90, Tn10, Prcp1, and CDD) are improved by the latest version of the CRCM, suggesting that this model simulates the regional surface conditions and their associated effects on temperature extremes and wet/dry sequences in a more consistent and physical manner than the previous CRCM version.

Other interpolation schemes can be evaluated in future work, to incorporate their effects into the uncertainty of the CRCM evaluation procedure (as suggested in recent works in ENSEMBLES, see Haylock et al. (2008)). Other approaches could be tested through the use of high-level kriging methods (see Boer et al. (2001); Hofstra et al. (2008)) or conditional interpolation of precipitation (Hewitson et Crane 2005). Whatever the interpolation scheme is used, a high density of observation station is an important asset for the validation of climate models, in particular for wet day's occurrence (Osborn et Hulme 1997).



Our study suggests that regional climate models, driven in reanalysis mode and with different configurations (i.e. surface parameterizations in our case) may be used to analyze the processes that cause the occurrence and intensity of the extreme events. Future work should focus on a more physical oriented analysis and the development of statistical tools aimed to understand the model physics and its behaviours over other regions of Canada and during the mild and cold seasons.

**Acknowledgments:** We acknowledge Dr. Andrew Harding for his useful comments, and the three anonymous reviewers for their constructive comments to improve the final version of this manuscript. We also acknowledge Ouranos for the access to the CRCM data (generated by the climate simulation team), and the support from Environment Canada and the Ministry of Environment in Québec for the access of observed datasets. Finally, we thank the financial support from the National Sciences and Engineering Research Council (NSERC) of Canada.

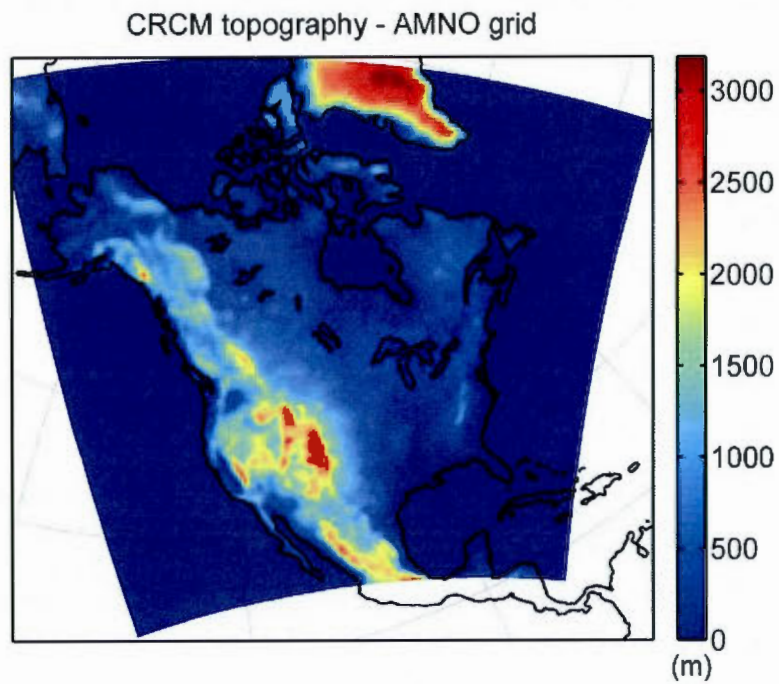


Figure 1.1 Domain area over North America used for the CRCM simulations. The topography (in m) is shown in colour scale.

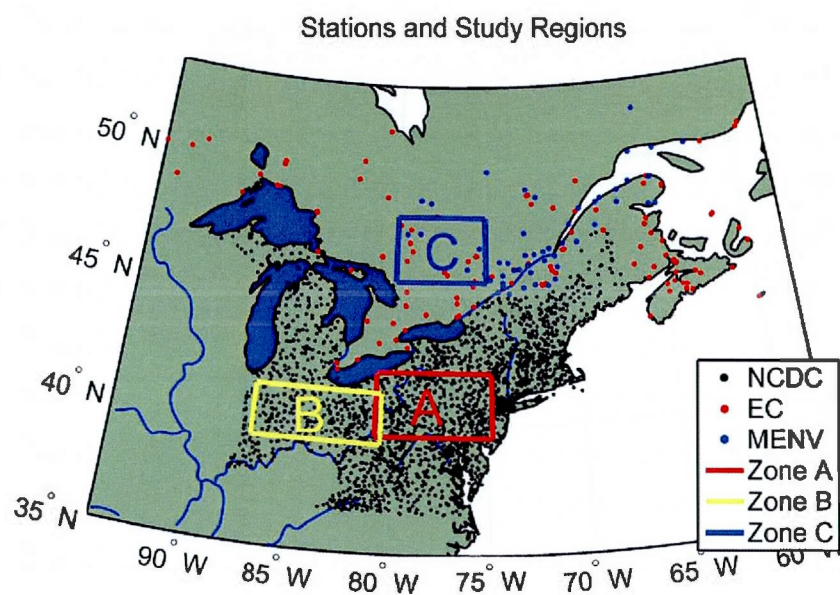


Figure 1.2 The three climatic regions used in the analysis and observation stations (black dots). Region A covers Pennsylvania, Region B covers Ohio and parts of Indiana and Region C covers southeastern Ontario and southwestern Québec. For the observation station networks, the label NCDC refer to US data from the National Climate Data Center, EC to Environment Canada and MENV to Ministry of Environment in Québec.

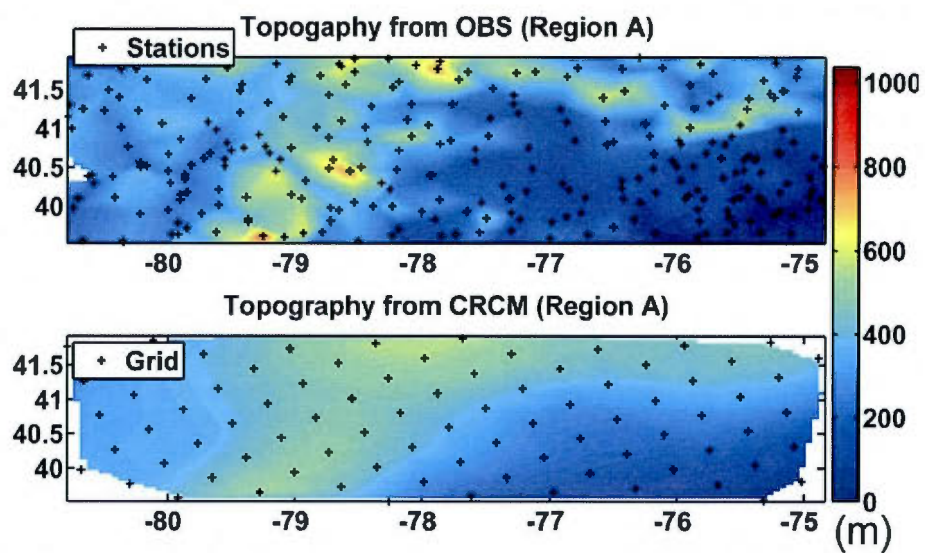


Figure 1.3 The topography (in m) of region A is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b) CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with  $1/6^\circ \times 1/6^\circ$  gridded topography).

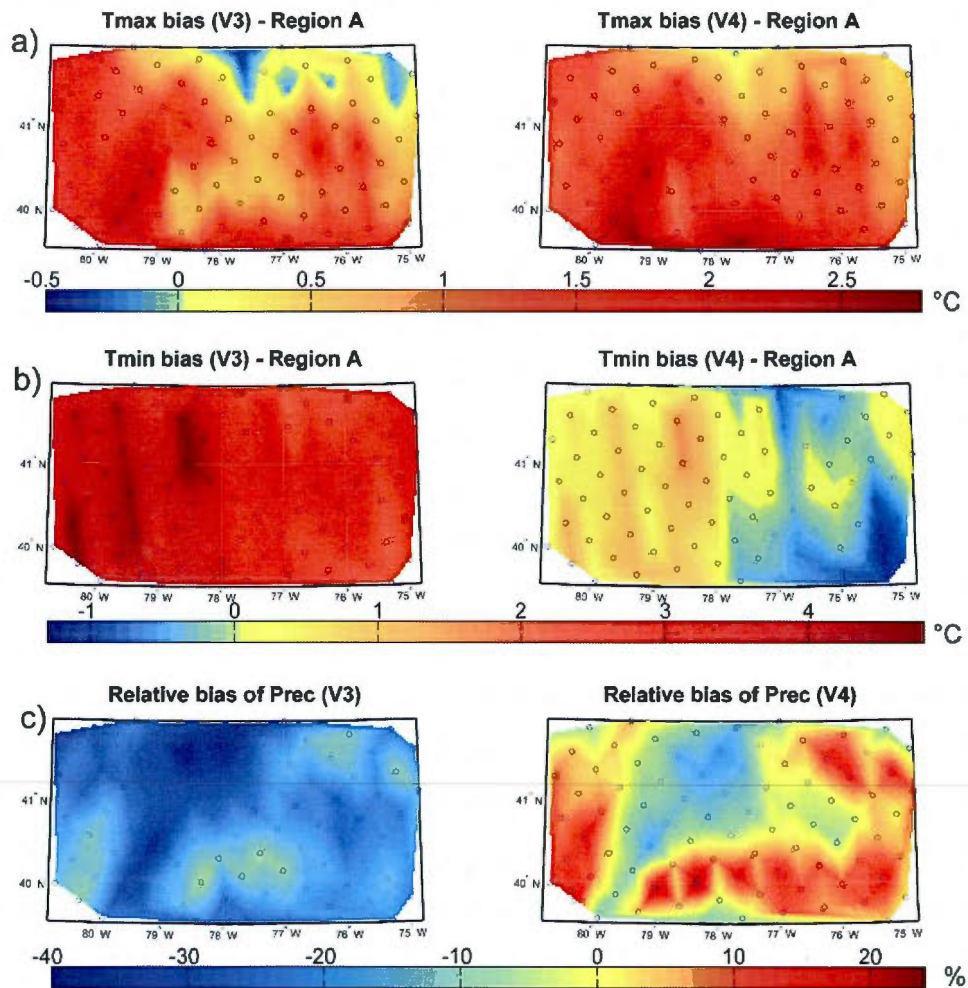


Figure 1.4 Bias in region A for V3 and V4 runs with respect to kriged values of a) Tmax and, b) Tmin (absolute values in °C), and c) precipitation (relative values in %). All values are computed for the summer season (JJA) and over the 1961-1990 period.



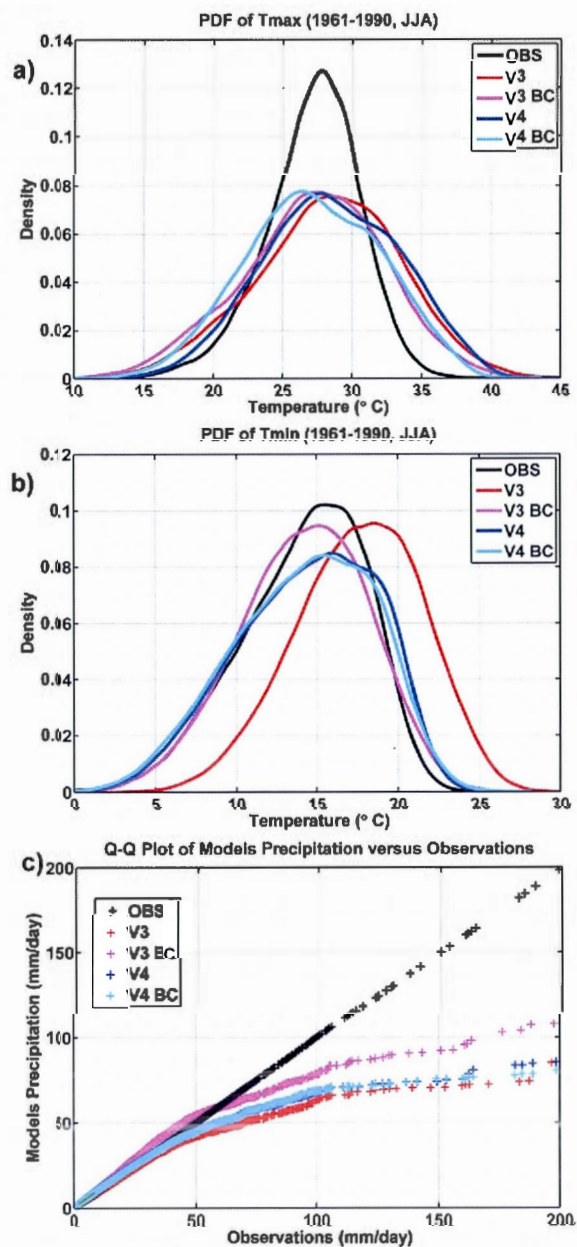


Figure 1.5 Summertime PDFs for region A of a) Tmax and b) Tmin (in °C) and c) Q-Q plot (in mm/day) of Precip for raw and BC variables. For Tmax and Tmin, the kernel-smoothing algorithm was used for the computation of probability estimate.

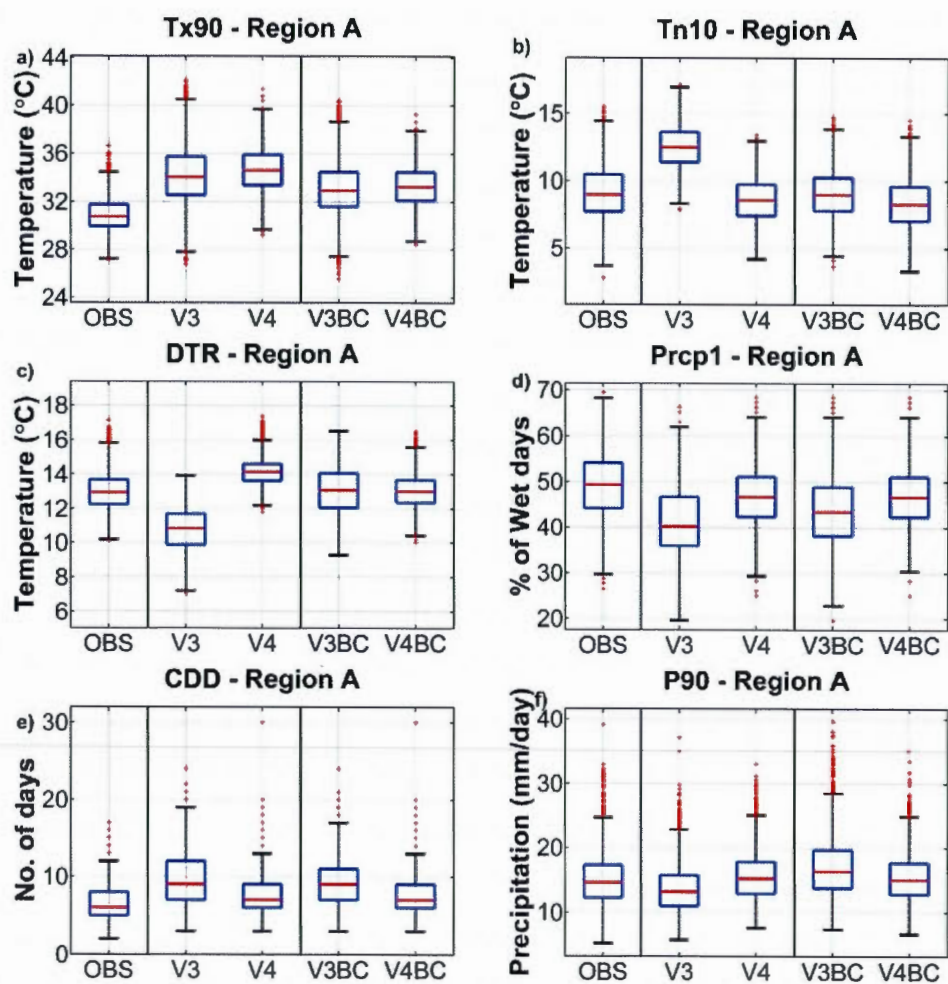


Figure 1.6 Box-plot graphs for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. Middle red line indicates the median, blue rectangle is the Inter-Quartile Range (IQR), the whisker corresponds to the values of  $1.5 \times \text{IQR}$  and red dots to outliers.



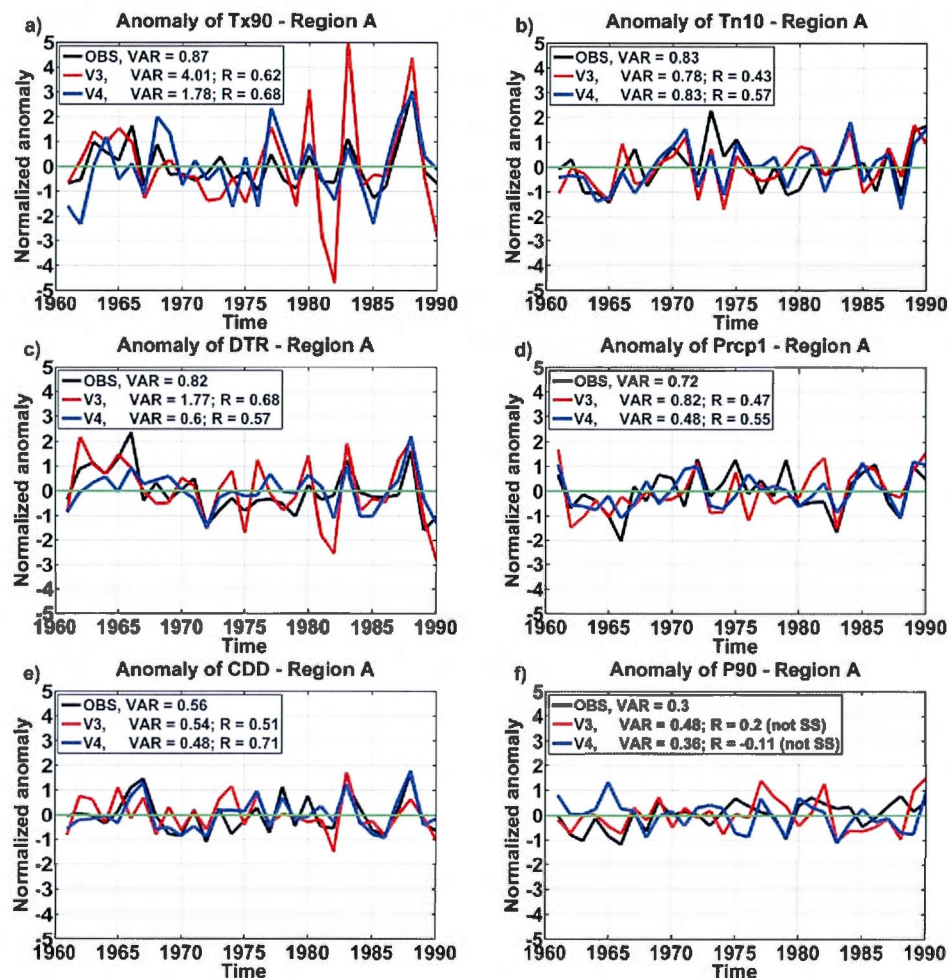


Figure 1.7 Standardized Anomaly for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. VAR is the variance of the time series and R is the Spearman correlation score. Only statistically significant correlations are retained (at the 95% level). "Not SS" means that the correlation is not statistically significant.

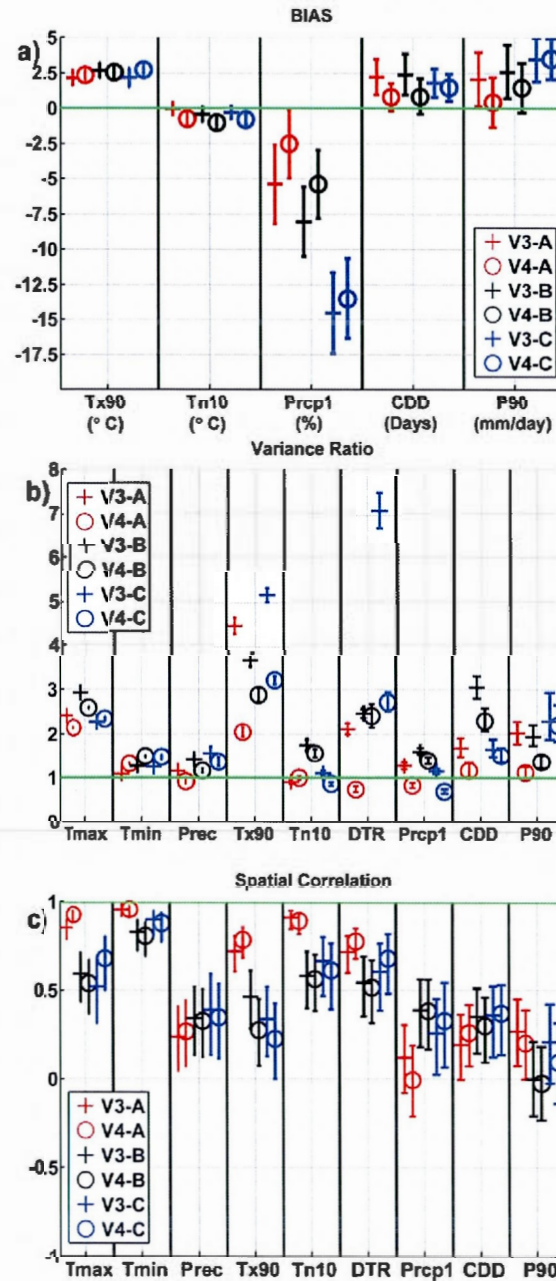


Figure 1.8 Mean performance score of V3 and V4 for a) Bias, b) Variance Ratio (VR), and c) Spatial Correlation (SC) with respect to kriged observation values. Only statistically significant results (at the 95% level) are used for the computation of performance scores. Vertical lines represent the Confidence Intervals (CI), as calculated through a standard bootstrapping method.

	A	B	C
Tmax (° C)	2.0	2.1	3.4
Tmin (° C)	2.0	1.7	3.1
Precip (mm/day)	5.9	6.1	6.5

Table 1.1 Root square of kriging variance for maximum temperature (Tmax), minimum temperature (Tmin) and precipitation (Precip) for ordinary kriging for the three regions.

	Zone A	Zone B	Zone C
Latitude (°)	39.5 - 42°N	39.2 - 41.2°N	45.5 - 48°N
Longitude (°)	279.2 - 285.2°W	273 - 279.5°W	280 - 285°W
Grid points	87	78	60
Number of stations (max,min)	P :(575,394) T :(322,250)	P :(360,264) T :(236,201)	P :(78,65) T :(71,59)
Density ( $\frac{\text{stations}}{\text{grid cells}}$ )	6.48	4.60	1.57
Data	NCDC	NCDC	NCDC, EC & MENV

Table 1.2 Information about the three study regions defined in Figure 1.2, in term of latitude and longitude, number of CRCM grid points per area, number of observed stations and density of stations per CRCM grid cell, and data sources. P and T refer to precipitation and temperature, respectively, and the associated number in parentheses to the maximum and minimum number of available stations over the 1961-1990 period, respectively.

Name	Type	Definition (Unit)
Tx90	Intensity	90 <sup>th</sup> percentile of Tmax (°C)
Tn10	Intensity	10 <sup>th</sup> percentile of Tmin (°C)
DTR	Variability	Diurnal Temperature Range, i.e. difference between Tmax and Tmin during the day (°C)
Prcp1	Frequency	Days with precip. $\geq$ 1mm (Days)
CDD	Duration	Max. number of Consecutive Dry Days (Days)
P90	Intensity	90 <sup>th</sup> percentile of daily precip. (mm/day)

Table 1.3 List of the six extreme indices used in the study to analyze cold and warm extremes, diurnal amplitude of temperature, and wet days and maximum duration of dry sequences, as well as extreme of precipitation. For more details, please refer to STARDEX, and to ETCCDI (Expert Team on Climate Change Detection and Indices, see <http://www.clivar.org/organization/etccdi/etccdi.php>).

## CHAPITRE 2

### SENSITIVITY OF SEASONAL PRECIPITATION EXTREMES TO MODEL CONFIGURATION OF THE CANADIAN REGIONAL CLIMATE MODEL OVER EASTERN CANADA USING HISTORICAL SIMULATIONS

Ce chapitre est la version préliminaire d'un article publié dans *Climate Dynamics*. La référence complète est :

Roy P, Gachon P, Laprise R (2014) Sensitivity of seasonal precipitation extremes to model configuration of the Canadian Regional Climate Model over eastern Canada using historical simulations. *Climate Dynamics*:1-23. doi:10.1007/s00382-014-2066-z





## Abstract

Since Regional Climate Models (RCMs) with high spatial resolutions use the outputs from coupled Atmosphere-Ocean Global Climate Models (AOGCMs) as lateral atmospheric and lower oceanic boundary conditions, uncertainties in climate-change simulations combine errors from the AOGCM-RCM cascade and from the downscaling procedure itself and its multiple configurations (domain size, physical parameterization, etc.). This study analyzes the uncertainty of seasonal (winter and summer) precipitation extremes as simulated by variants of version 4 of the Canadian RCM (CRCM) using 16 various simulations, considering four sources of uncertainty from: a) the domain size, b) the driving AOGCM, c) the ensemble member for a given AOGCM, and d) the internal variability of the CRCM. The simulated precipitation is analyzed, covering the historical 1961-1990 period. These 16 simulations are driven by 2 AOGCMs (CGCM3, members 4 and 5, and ECHAM5, members 1 and 2), and one set of re-analysis products (ERA40), and using two domain sizes (AMNO, covering all North America, and QC, a smaller domain centred over the Province of Québec). In addition to the mean seasonal precipitation, three seasonal indices are used to characterize different types of variability and extremes of precipitation: the number of wet days ( $\geq 1$  mm day<sup>-1</sup>), the maximum number of consecutive dry days ( $< 1$  mm day<sup>-1</sup>), and the 95<sup>th</sup> percentile of daily precipitation. Results show that largest source of uncertainty in summer comes from the AOGCM selection and the choice of domain size, followed by the choice of the member for a given AOGCM, all of them being more important than the noise level caused by the internal variability of the CRCM. In winter, the choice of the member becomes more important than the choice of the domain size. In summer, the domain size plays a larger role in total uncertainty values. For all extreme indices, the sensitivity of simulated variance is greater in winter than in summer, highlighting the importance of the large-scale circulation from the boundary conditions in the simulated precipitation variability. The study confirms a higher uncertainty in the

simulated heavy rainfall than the one in the mean precipitation, with some regions along the Great Lakes - St-Lawrence Valley exhibiting a systematic higher uncertainty value.

**Keywords:** regional climate modelling, uncertainty, extremes, variability, precipitation, ensemble, domain size, North America

## 2.1 Introduction

There is a growing demand for regional scale information on extreme events used in Vulnerability, Impacts and Adaptation (VIA) studies. The frequency and severity of extreme events and their probable change under climate change play an important role in terms of socioeconomic impacts (Beniston et al. 2007), probably more than changes in the average climate (Mearns et al. 1984; Katz et Brown 1992). One particular concern is the confidence in the simulations of these extreme events: How reliable are they? Are they more uncertain than mean values? A number of studies addressed these issues by evaluating the uncertainty of the mean temperature and precipitation (Déqué et al. 2007; Lynn et al. 2009; de Elía et Côté 2010; Rowell 2011), as well as of extreme events (Kendon et al. 2008; Colin et al. 2010; Mailhot et al. 2012; Wehner 2013), due to model configurations or other considerations (ex. large-scale circulation features). Overall, these studies suggest that these uncertainties are significant and should be accounted for when designing ensemble climate projections, and their use in VIA applications.

Atmosphere-Ocean Global Climate Models (AOGCM) are the primary tools used to project climate changes over the entire earth, and generally employ spatial grids of a few hundred of kilometres in horizontal resolution. Such spatial resolutions are however insufficient to resolve the physical and dynamical processes that generate precipitation extremes at the regional scale (Wehner et al. 2010) and cannot fulfill regional information demands for most VIA studies and policy makers (Sobolowski et Pavelsky 2012). One way to generate regional information is by using a nested regional climate model (RCM) driven at their lateral atmospheric and surface oceanic boundaries with outputs from an AOGCM or re-analysis. The higher resolution of RCMs can generate more detailed climate simulations at an affordable cost and can take into account regional forcings (orographic features, land/sea

coastlines and fine-scale physical and dynamical processes) not explicitly included in AOGCMs (Mearns et al. 2003; Kendon et al. 2012). These RCMs have been demonstrated to provide realistic spatial and temporal detail of regional characteristics of temperature and precipitation at the climatic scale, as well as extremes to some extent (Kjellström et Giorgi 2010; Kendon et al. 2012; Roy et al. 2012). While RCMs represent the state-of-the-art for a consistent simulation of regional scale information, they also add another layer of uncertainty.

Since RCMs use the outputs from AOGCMs as boundary conditions, uncertainties in climate-change simulations combine errors from the AOGCM-RCM cascade and from the downscaling procedure itself and its multiple configurations (domain size, physical parameterization, etc.). Moreover, higher resolution or more complex processes do not equal less uncertainty. For example, new generations of numerical models include significant improvements of complex climate processes and it is believed that they will produce wider ranges of uncertainty in their predictions (Maslin et Austin 2012). For any RCM simulation, a basic configuration includes a choice of an RCM model (or version), a choice of domain size and location, and the choice of a driver (AOGCM or re-analysis) that feeds the nested RCM at its boundary. The sensitivity arising from these choices represents the minimum uncertainty threshold for any given RCM simulation.

By the intrinsic nature of RCMs, the choice of the regional domain remains an arbitrary parameter that may affect the climate simulations. As pointed out by Vannitsem et Chomé (2005), the fact that the RCM is in a one-way nested environment makes the domain size a free parameter that governs the solutions generated by the RCMs. As there are numerous efforts using smaller domain with higher resolution, it is important to assess how much the choice of domain size (DS) affects the simulation of extremes of precipitation. The choice of domain is usually made without a distinction between two different domains, mostly because the

spatially averaged values are usually similar (see de Elía et Côté (2010)). What VIA groups needs though is regional information at a given limited area pertaining to regional studies, not continental-wide mean values that may not be a faithful representation of local conditions. In that respect, the magnitude of the sensitivity to domain size might prove to spatially fluctuate at the local scale. In a Big-Brother experimental setup (Leduc et Laprise 2009), it was shown that the variance of precipitation is significantly affected by a modification of domain size, though these results are based on a perfect-model approach, without consideration to both driving model and driving data deficiencies (Frigon et al. 2010) and based on a limited number (4) of months. Colin et al. (2010) showed that domain size is not detrimental to the modelling of heavy precipitation, highlighting the apparent advantage of using a smaller domain.

Using an ensemble of simulations is a pre-requisite to decipher the signal over the noise, as the uncertainty is related to the spread of multiple realizations (or simulations) and necessitate a certain amount of simulations. The approach of ensemble of simulations consists of combining different AOGCMs with different RCMs so that the ensemble simulations can adequately sample the uncertainty. In that respect, there has been numerous effort in recent years to explore ranges of detailed climate projections by using multi-model ensembles, for example, the Ensemble-Based Predictions of Climate Changes and their Impacts (ENSEMBLES; (Hewitt 2004; van der Linden et Mitchell 2009), Prediction of Regional Scenarios and Uncertainties for Defining European Climate Change Risks and Effects (PRUDENCE; (Christensen et Christensen 2007), and the North American Regional Climate Change Assessment Program (NARCCAP; (Mearns et al. 2009). However, no in depth analysis of various sources of uncertainties in extreme precipitation values, from available ensemble RCM simulations, have been made over eastern Canada.



The main objective of the present study is to evaluate the sensitivity of seasonal climate extreme indices simulated by the Canadian Regional Climate Model (CRCM, version 4.2.3) to the driving AOGCM, driving AOGCM member, domain size and internal variability. We concentrate on the winter and summer seasons over a region located in northeastern North America. One additional concern is to see if extremes of precipitation are more uncertain than the simulation of mean precipitation. This could have impact on the usual ensemble size that is currently used for mean climate perspective.

The outline is as follows. Section 2.2 will present the experimental setup, a description of the RCM used for this study, the two domain size, the various sources of boundary conditions used in the RCM simulations, the extreme indices and the performance scores used to quantify the uncertainty. In section 2.3, results are presented, followed by a discussion and conclusion given in sections 2.4 and 2.5.

## 2.2 Methodology

### 2.2.1 Experimental setup

#### a) Model configuration and combination of 4 sources of uncertainties

This study analyzes the uncertainty of seasonal precipitation extremes as simulated by the version 4.2.3 of the Canadian RCM (CRCM; Brochu et Laprise (2007); Music et Caya (2007)), focusing on four sources of uncertainty: a) the domain size (DS\_RCM), b) the driving AOGCM (C\_AOGCM), c) the choice of the member for a given AOGCM (M\_AOGCM) and d) the internal variability (M\_RCM). These sources of uncertainty are analyzed from daily precipitation from 16 simulations (DS\_RCM, C\_AOGCM and M\_AOGCM are estimated with 10 simulations from version 4.2.3 and M\_RCM is estimated with 6 simulations using version 4.0.0 and



4.2.0) produced at Ouranos (see Tables 2.1 and 2.2) covering the historical (1961-1990) period. These simulations are driven by 2 AOGCMs (i.e. CGCM3, members 4 and 5, and ECHAM5, members 1 and 2), and one set of re-analysis product (ERA40, Uppala et al. (2005)) from the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) for a total of 5 different drivers. These simulations are run using two domain sizes (shown in Fig. 2.1): AMNO and QC (see domain description below). Both domains share the same model configuration with a horizontal resolution of 45 km, true at 60°N on a polar stereographic projection. We use 30 years of data for summer and 29 years for winter (due to data availability) common to all simulations. For any given simulation done with a RCM, these choices of configurations (i.e. domain size and location, AOGCM and its member) represent the required choices that is needed before a simulation is started. Thus, our experimental setup measures the minimum uncertainty threshold for any given simulation that is run with a RCM.

The last source of uncertainty is the internal variability (Laprise et al. 2008; Lucas-Picher et al. 2008). It is the sensitivity of numerical models like RCMs and AOGCMs to the initial conditions used to start simulations and is caused by the chaotic and nonlinear nature of the earth system. It means that two simulations, started from initial conditions close to each other, will present a divergence in terms of instantaneous values over the course of the simulations, resulting in somewhat different climate statistics over a particular time window. This divergence of climate statistics is expected to disappear as the number of years for the averaging increases (de Elía et Côté 2010; Frigon et al. 2010). To ascertain if a given sensitivity is physically significant, the internal variability magnitude is defined as the threshold against which our results are tested (Murphy et al. 2009). To quantify the internal variability, we use 3 experiments of 2 simulations (included in the ensemble of 16 simulations) started each with one month interval. The experiments include three different drivers (NCEP/NCAR, ERA40 and CGCM3#4), which means that natural

variability (caused by the use of multiple boundary conditions) is present in our estimation of internal variability. Since there is a strong influence of the domain size on the magnitude of internal variability (Rinke et Dethloff 2000; Lucas-Picher et al. 2008), we only consider the magnitude of internal variability present in the larger domain (AMNO).

The evaluation of climate sensitivity is done by comparing the differences between perturbed (PTB) and control (CTL) simulations (see section 2.2.3). Table 2.3 shows the pair of runs used for each experiment. For every experiment, the first and second runs refer respectively to the chosen CTL and PTB runs for each pair. DS\_RCM sensitivity is estimated with 5 experiments driven by five different boundary conditions (i.e. comparison between 2 AOGCMs, 2 members of each AOGCM and 1 ERA40 reanalysis driven fields). M\_RCM sensitivity is estimated with 3 additional experiments from earlier versions (4.0.0 and 4.2.0) of the CRCM. Those earlier versions had the advantages of having multiple drivers that were used to start simulations at a 1-month interval (see Table 2.2). M\_AOGCM sensitivity is estimated with 4 experiments using the two members of each AOGCM and the two domain sizes. Finally, C\_AOGCM sensitivity is estimated with 12 experiments with combination of 2 AOGCMs and 1 reanalysis, 2 members per AOGCM, and the 2 domain sizes. This gives us a total of 24 pair of experiments, or comparisons, using the four tested model configurations.

#### b) The study area

Figure 2.1 shows the two domains of integration used in this study and correspond to commonly used grids for CRCM simulations (without the sponge zone). The AMNO grid (172x180 grid points) covers North America and a portion of the adjacent oceans and QC grid (67x91 grid points) is centred over the Province of Québec with a smaller portion of the North Atlantic Ocean. Results are compared on

the common region represented by the QC grid, after removing the 12 most eastern points in the North Atlantic Ocean. The analysis is done entirely on land-based grid points.

### 2.2.2 Models description

The RCM model used in this study to produce the 10 simulations associated with three of the four sources of uncertainty (DS\_RCM, C\_AOGCM and M\_AOGCM) (see Table 2.1) corresponds to the version 4.2.3 of the CRCM (Caya et Laprise 1999; Laprise 2003; Music et Caya 2007). Due to data availability, the 6 other simulations associated with M\_RCM sensitivity use version 4.0.0 and 4.2.0 of the CRCM. Both versions (4.0.0 and 4.2.0) use the same physical parameterizations package (Music et al. 2009) and the main difference between them is the addition of the Great Lakes model in the CRCM. This addition should not play a major role in the amplitude of the internal variability, as de Elía et al. (2008) has shown that the estimated internal variability from a pair of simulations using the version 3.6.3 compared to a pair of simulations using version 3.7.1 was rather similar. We note that the differences between versions 3.6.3 and 3.7.1 (cf. Plummer et al. (2006)) is much more important than the differences between 4.0.0, 4.2.0 and 4.2.3 and we refer the reader to de Elía et Côté (2010) for a detailed descriptions of these CRCM versions. The CRCM uses the semi-Lagrangian semi-implicit MC2 (compressible community mesoscale model) dynamical kernel (Laprise et al. 1997) with physics parameterization mostly based on the third version of the Canadian AOGCM (CGCM3) (Scinocca et McFarlane 2004). All 16 simulations are spectrally nudged (Biner et al. 2000; von Storch et al. 2000) to ensure that the CRCM follows the large-scale solution of the AOGCMs or re-analysis that drives the CRCM. All these CRCM versions include the Canadian Land Surface Scheme (CLASS) version 2.7 (Versegny 2000). CLASS incorporates the exchange of heat and moisture through a sophisticated three-layer soil scheme. Each grid cell in CLASS can have up to four

subareas: bare soil, vegetation-covered, snow-covered and snow–vegetation covered (Verseghy 2000) that are specified by the land-surface datasets developed by Webb et al. (1993). The radiation scheme of the CRCM uses the ozone profiles by Wang et al. (1995). The horizontal resolution is 45 km (true at 60°N) on a polar stereographic projection. For convective parameterisation, all CRCM simulations use the Bechtold-Kain-Fritsch scheme (Bechtold et al. 2001).

The atmospheric and oceanic boundary conditions come from three different sources: (1) ERA40 (Uppala et al. 2005), (2) CGCM3 (members 4 and 5) and (3) ECHAM5 (members 1 and 2). The update interval of the lateral boundary conditions (LBC) is 6 hours. Oceanic data for ECHAM5- and CGCM3-driven simulations comes from the surface oceanic components simulated by the respective coupled AOGCMs, while for ERA40, the oceanic data are prescribed from the Atmospheric Model Intercomparison Project (AMIP) dataset, consisting of monthly sea surface temperature and sea-ice thickness obtained from Fiorino (1997) which are linearly interpolated every day from consecutive monthly values.

A complete description of CGCM3 and ECHAM5 models used at the LBC for the considered CRCM simulations is available in Scinocca et al. (2008) and Roeckner et al. (2003), respectively.

### 2.2.3 Analysis

This section describes the extreme indices used to characterize the magnitude and frequency of seasonal extreme events, the performance scores used to quantify the sensitivity.

### 2.2.3.1 Extreme indices definitions

In addition to the mean seasonal precipitation, three seasonal extreme indices are used to characterize different types of variability and extremes of precipitation (see Table 2.4): Precip (mm/day), the mean seasonal precipitation; Prcp1 (%), the wet-days frequency (using a threshold of 1 mm/day, see Hennessy et al. (1999)); P95 (mm/day), the 95<sup>th</sup> percentile of daily precipitation; and CDD (days), the maximum number of consecutive dry days. These extreme indices are calculated at each grid point, at the seasonal scale for winter (DJF) and summer (JJA), for each year and for each simulation using the 30-years period (1961-1990) information.

### 2.2.3.2 Performance score

#### a) Simulated variance ratio and spatial correlation

Synthetic diagrams showing the spatially averaged temporal variance ratio (VR) and the spatial correlation (SC) of 30-yr climatology are used to decipher the importance of each source of uncertainty for each experiment (see Table 2.3). VR is defined (at the grid point level) as the ratio of the PTB temporal interannual variance divided by the CTL temporal interannual variance, and then spatially averaged over all land grid points. SC is defined as the Spearman's correlation of the 30-yr climatological spatial pattern between the PTB and CTL simulations. These performance scores inform us on important aspects of both temporal and spatial characteristics of the simulated extreme indices.

#### b) Ensemble absolute mean sensitivity and variance decomposition

This section describes how we calculate the ensemble absolute mean sensitivity (EAMS) and the approach used to separate the relative contribution of

each source of uncertainty ( $R_s$ , where  $s$  can be DS\_RCM, M\_RCM, C\_AOGCM or M\_AOGCM) to the total amount of uncertainty. The absolute climatological sensitivity for a given grid point, defined as the time-mean differences ( $\Delta E$ ) for seasonal mean precipitation or seasonal extreme indices of precipitation for experiment  $m$  (see Table 2.3), is given by:

$$\Delta \overline{E}_m = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |E_{PTB_{jm}} - E_{CTL_{jm}}| \quad 2.1$$

where  $E_{PTB_{jm}}$  and  $E_{CTL_{jm}}$  is the seasonal grid-point value of the PTB simulation and the CTL simulation, respectively, for year  $j = 1, \dots, N$  for experiment  $m$ . The EAMS is defined as the average of Eq. (2.1) over either all experiments or the sub-ensemble for each source of uncertainty. Hence, the EAMS of DS\_RCM is computed by using the 5 experiments associated with DS\_RCM and so on for the other source of uncertainty.

The relative climatological absolute sensitivity for a given grid point is given by:

$$R_{-\Delta \overline{E}_m} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left( \frac{E_{PTB_{jm}} - E_{CTL_{jm}}}{E_{CTL_{jm}}} \right) \times 100 \quad 2.2$$

The R\_EAMS is defined as the average of Eq. (2.2) over all experiments. Again, the “ensemble” refers either to the whole 24 experiments or to the sub-ensemble for each source of uncertainty. When the absolute operator is not used, we refer to the Ensemble Mean Sensitivity (EMS) and the relative Ensemble Mean Sensitivity (R\_EMS).



For each experiment  $m$ , an unpaired Student's  $t$ -test is applied to test for the equality of the means of the PTB and CTL 30-yr distributions values at each grid point and only the statistically significant grid-point differences are kept. Some basic assumptions are made when using Student's  $t$ -test: the normality of the distributions and the equality of both variances. While precipitation clearly is not normally distributed, the seasonal mean and seasonal climate indices over 30 years are somewhat bell-shaped (see Annex F). Student's  $t$ -test also assumes that the variances of both populations are equal. We tested the equality of variances with the F-test, and most grid points satisfied this assumption for all simulations of a given experiment  $m$  (not shown). Moreover, Student's  $t$ -test is highly robust to the presence of unequal variances when the sample size of both population is equal (Markowski et Markowski 1990), as this is the case in our present study.

The total uncertainty is defined as the response of a given extreme index to model configuration and is estimated by:

$$\hat{\sigma}_{TOT}^2 = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M (\Delta \overline{E}_m - \langle \Delta \overline{E}_m \rangle)^2 \quad 2.3$$

where  $M$  is the number of experiments (24) in the ensemble,  $\hat{\sigma}_{TOT}^2$  denotes an unbiased variance estimator of  $\Delta \overline{E}_m$  and  $\langle \Delta \overline{E}_m \rangle$  denotes the ensemble mean of  $\Delta \overline{E}_m$ . It can be shown that eq. 2.3 can be decomposed into four components:

$$\hat{\sigma}_{TOT}^2 = \hat{\sigma}_{M\_RCM}^2 + \hat{\sigma}_{DS\_RCM}^2 + \hat{\sigma}_{M\_AOGCM}^2 + \hat{\sigma}_{C\_AOGCM}^2 \quad 2.4$$

All of these four components are estimated with a discrimination of our ensemble based on our model configurations. Once the variances are estimated, we



compute the ratio (relative variance contribution) of each configuration to the total uncertainty. Hence, we get the following ratio relations ( $R_s$ ):

$$R_{M\_RCM} = \frac{\hat{\sigma}_{M\_RCM}^2}{\hat{\sigma}_{TOT}^2} \quad 2.5$$

$$R_{DS\_RCM} = \frac{\hat{\sigma}_{DS\_RCM}^2}{\hat{\sigma}_{TOT}^2} \quad 2.6$$

$$R_{M\_AOGCM} = \frac{\hat{\sigma}_{M\_AOGCM}^2}{\hat{\sigma}_{TOT}^2} \quad 2.7$$

$$R_{C\_AOGCM} = \frac{\hat{\sigma}_{C\_AOGCM}^2}{\hat{\sigma}_{TOT}^2} \quad 2.8$$

### 2.2.3.3 Sample size impact on estimation (i.e. sampling error)

In this sub-section, the impact of sample size in the contribution of the total uncertainty, associated with the four sources of uncertainty, is briefly evaluated. To quantify this sampling uncertainty, 3,000 random samples of  $n$  experiences (where  $n=3, \dots, 24$ , see Table 2.3) are generated through a bootstrapping approach (Efron 1979), and for each sample, the EAMS and  $\hat{\sigma}_{TOT}^2$  are computed for 10 grid points (randomly located over the common QC region, see red box in Figure 2.1), for each precipitation index and for both seasons, and then averaged over the 10 grid points. From the 3,000 estimations of EAMS and  $\hat{\sigma}_{TOT}^2$ , we computed the mean and standard estimation of these 3,000 estimations and computed the coefficient of variation (CV) to quantify the magnitude of the dispersion of both performance score and hence estimate their uncertainties relative to the sample size  $n$ . The CV is a normalized measure that shows the magnitude of the dispersion of a distribution around its mean

value, and is a useful non-dimensional number for comparing the variability of variables with different means.

Figure 2.2 shows the CV values for both EAMS and  $\hat{\sigma}_{TOT}^2$ . It is important to mention that we use a subset of the whole 24-experiment ensemble in these calculations. This means that the line indicating the ensemble size for M\_RCM (n=3), M\_AOGCM (n=4), DS\_RCM (n=5) and C\_AOGCM (n=12) is shown only as an informative view, not as the real uncertainty attributed to any given source. As shown in Figure 2.2, the CV values for both EAMS and  $\hat{\sigma}_{TOT}^2$  are inversely proportional to the square of the sample size  $n$ . For EAMS (Figure 2.2a), Precip and P95 show a higher variability with respect to their mean values than CDD and Prcp1, for any given ensemble size. Roughly speaking for Precip, the sampling uncertainty of EAMS with respect to available numbers of samples per source of uncertainty, results of ensemble means are 45% more uncertain (in terms of their relative CV values) for DS\_RCM (with 5 combinations), 67% for M\_AOGCM (with 4 combinations) and 88% for M\_RCM (with 3 combinations), when compared to C\_AOGCM (with 12 combinations, see Table 2.3). The other indices follow a similar pattern, with decreasing CV values with increasing available member.

For  $\hat{\sigma}_{TOT}^2$ , the spread of CVs between indices for a given  $n$  is higher than for EAMS. This is expected since  $\hat{\sigma}_{TOT}^2$  is derived from the estimation of EAMS and the error propagates from it. Intensity-based indices (Prcp1 and CDD) have lower CV values, suggesting a lower spread of these indices. The inter-season difference is significant for Prcp1 only, with a higher value in summer. Roughly speaking for Precip, the sampling uncertainty of  $\hat{\sigma}_{TOT}^2$ , results of ensemble means are 76% more uncertain for DS\_RCM, 96% for M\_AOGCM and 128% for M\_RCM, when compared to C\_AOGCM. We note that the inter-indices decreasing rate of estimation

uncertainty is more variable than for EAMS and hence, these relative sampling uncertainty numbers (calculated from the Precip indices) are mostly for quick reference and shed some light on the robustness of each sources of uncertainty in terms of sample size.

Hence, this brief relative uncertainties analysis stresses the importance of having a comprehensive ensemble size to reduce the uncertainty due to the sample size. Obviously, the results are more robust for C\_AOGCM, then for the 3 other source of uncertainty.

## 2.3 Results

### 2.3.1 Variance ratio and spatial correlation sensitivities

In this section, we look at the synthetic diagrams showing the SC of 30-yrs climatology and the spatially averaged temporal VR of the four sources of uncertainty for all the simulations (Figure 2.3). As shown in Table 2.3, the CTL simulation for DS\_RCM sensitivity is based on the AMNO grid reference. Hence, VR values higher than 1 mean that the QC grid simulated values produces higher interannual variance with respect to the AMNO grid ones. On the other hand, for C\_AOGCM M\_AOGCM and M\_RCM sensitivities, the control run is a random choice. As explained in section 2.2.1, the range of M\_RCM (i.e. maximum and minimum values for VR and SC) can be seen as the significant threshold and the range of values against which other results are compared.

The sensitivity of the interannual variability (i.e. VR) of Precip and P95 is largely influenced by lateral boundary conditions (i.e. C\_AOGCM and M\_AOGCM), especially in DJF with VR value as high as 3 for C\_AOGCM and 1.75 for M\_AOGCM. For DS\_RCM, the sensitivity of VR is slightly lower than M\_AOGCM

for Precip and P95 (ranging from 1 to 1.5) but higher than M\_AOGCM for Precip1 and CDD. The sensitivity of the winter interannual variability is lower for frequency-based indices (i.e. Precip1 and CDD), compared to intensity indices, with VR values ranging from 0.75 to 1.5. In summer, the sensitivity of the interannual variability is lower than in winter, with values ranging from 0.9 (CDD, Fig. 2.3c) to 1.75 (Precip, Fig 2.3a and P95, Fig 2.3d). For Precip1, the sensitivity of VR is very low in summer. It is noteworthy to see that the sensitivity of VR for DS\_RCM for Precip and P95 is similar in winter (VR ranging from 1 to 1.5) and summer (VR ranging from 1.1 to 1.5).

SC variations are much less important, especially in winter with SC values between 0.98 and 0.99, which are within the range of the internal variability (i.e. M\_RCM). In summer, the degradation of the SC is more important, with values ranging from 0.91 to 0.99, which is higher than M\_RCM, with the exceptions of summer M\_AOGCM P95 that is similar to M\_RCM (Figure 2.3d).

The higher range of VR in winter highlights the importance of the synoptic flow variability (caused by modifying the LBC driver or data at the lateral boundary) for the sensitivity of the interannual variability. This is expected since the variance of most atmospheric fields is typically contained within the largest scales (Laprise 2003), so it's no surprise that the VR is higher in winter than in summer, where the large-scale synoptic forcing is predominant with a strong circulation. Even though the range of possible VR is higher in winter than summer, SC values are higher in winter. This indicates that fine-scale processes play an important role for regional characteristics of precipitation and extreme indices in summer, and differences in summer will be enhanced by these fine-scale features. We also note that VR and SC of C\_AOGCM, M\_AOGCM and DS\_RCM are higher than the sensitivity caused by the internal variability of the CRCM, with the exceptions of summer DS\_RCM Precip1 and CDD (Figure 2.3b,c).

The influence of domain size is interesting. With the exception of CDD (all seasons) and Prcp1 (summer and spring), using the QC grid always produces higher variance, relative to the AMNO grid. This is true for all four seasons (not shown for spring and autumn).

### 2.3.2 Maps

This section shows the spatial distribution of the 30-yr climatological EAMS (section 2.3.2.1) and the relative contributions to the total uncertainty (R, section 2.3.2.2) associated with three of the four sources (DS\_RCM, C\_AOGCM and M\_AOGCM) of uncertainty for mean precipitation and extreme indices. The sensitivity caused by the internal variability (M\_RCM) is not shown (for brevity) in this section as M\_RCM EAMS is not statistically significant over most of the common region of analysis and represents only 10% of the contribution to the total uncertainty within our ensemble.

#### 2.3.2.1 EAMS spatial patterns

##### a) Sensitivity of EAMS to Domain size

The left panels of Figures 2.4 and 2.5 show the EAMS due to the domain size for DJF and JJA, respectively. A distinctive zone of higher EAMS values is present for both seasons, with a clear regional variation among the land areas along the south-eastern and eastern regions where the major tracks of synoptic extra-tropical cyclones are located. In DJF, the main effects of the domain size are located south of the St-Lawrence Valley [Precip (~1mm), P95 (~7mm) and Prcp1 (~3%)], the Appalachian Mountains [Precip (~1.5mm), P95 (~9mm) and Prcp1 (~3%)] and Newfoundland [P95 (~8mm)], i.e. along the water masses and high or discontinuous orographic



features. In JJA, the main areas of sensitivity are located south-east of the Great Lakes [Precip (~2.5mm), Prcp1 (~5%), P95 (~15mm) and CDD (~2 days)], consistent with a strong north-south gradient of summer climatological precipitation values (see Annex C, for a summary of simulations climatologies). There is also a significant sensitivity over the south-western part of the domain, mainly for wet days and dry sequences [Prcp1 (~5%) and CDD (~2 days)].

As explained in section 2.3.1, the sign of the sensitivity is irrelevant for most of our experiences; with the notable exception of the ones related to the choice of domain size as these experiments are the only pairs of simulations in which we have the same reference (AMNO grid) through all various combinations of driven LBC. In that respect, it is interesting to see if larger or smaller domain size causes a drier or wetter climate. Figure 2.6 shows the ensemble mean relative sensitivity (Eq. (2), without the absolute operator) associated with DS\_RCM for Precip and the extremes indices. In both winter and summer seasons, on average, the QC domain tends to produce higher precipitation mean amounts as well as extremes of precipitation (except in south-western and south-eastern areas in winter), when compared to the AMNO grid. Table 2.5 shows the spatially averaged relative differences between QC and AMNO grids with no apparent seasonal behaviour in the sign or range of differences, except for the occurrence of wet days where two times higher values are obtained in winter than in summer. The higher values of precipitation and wet days amount within the QC grid (with respect to AMNO grid) correspond to fewer dry sequences (CDD) or more intense precipitation events in general (i.e. P95, see Figure 2.6, panels e to h).



b) Sensitivity of EAMS to driving data (AOGCMs and/or ERA40 reanalyses)

The middle panels of Figures 2.4 and 2.5 present the EAMS due to the modification of the driving data (C\_AOGCM) for DJF and JJA, respectively. The choice of AOGCM (including reanalyses) LBC is the main contributor for the inter-model simulation variability, following mainly by the DS\_RCM sensitivity and in a lesser extent by M\_AOGCM experiments. The C\_AOGCM effect is widespread over most of the common region (QC grid) with a noticeable statistically significant pattern for all variables of precipitation. Depending on the seasons and the considered indices, spatial sensitivity patterns seem to emerge near land-sea contrasts or mountainous regions around the Hudson Bay, the Great Lakes and the Appalachian Mountains, as noted before in the DS\_RCM combinations but in the case of C\_AOGCM with exacerbating influences. For DJF, the main areas of sensitivity are located over the Appalachian Mountains [P95 (~8mm)] and south of the Great Lakes [Precip (~1.5mm) and Prcp1 (~5%)] and at the north-west part of the domain [CDD (~6 days)]. Although for the latter, it is worth mentioning that the climatological value of CDD is higher than in the south (around 20 to 25 days in the north and 5 to 10 days in the south) and hence the relative sensitivity is lower (15 to 20%) in the north than in the south (~25-35% over the Great Lakes and in southern and eastern parts of Québec areas). The spatial patterns of relative sensitivity (R\_EAMS, not shown) of most winter indices doesn't matches the spatial patterns of EAMS. There is a strong west-east sensitivity gradient with highest R\_EAMS in western areas of the QC grid for Precip, Prcp1 and P95 in winter. For JJA, the main areas of sensitivity are located south of the Great Lakes [Precip (~2mm), P95 (~12mm), CDD (~2.5 days) and Prcp1 (~5%)], Québec's province northern area [Prcp1 (~5%) and CDD (~2.5 days)] and in the north of the Hudson Bay [Prcp1 (~4%) and CDD (~4 days)]. In summer, the spatial patterns of R\_EAMS (not shown) of most indices match the spatial patterns of EAMS. There is one exception with summer CDD where the

highest R\_EAMS is located over the Appalachian Mountains (~20-30%), a sensitivity that is not found in terms of absolute values.

#### c) Sensitivity of EAMS to driving member

The right panels of Figures 2.4 and 2.5 show the EAMS due to the modification of the driving member (M\_AOGCM) for DJF and JJA, respectively. With respect to previous experiments, a lower number of grid points show a statistically significant value, in both seasons. This means that even though M\_AOGCM create high variability in winter, all 4 pairs of experiments nevertheless converge towards similar climatological values whatever the precipitation indices. Similar to results from DS\_RCM and C\_AOGCM experiments, a distinctive spatial pattern occurs for the DJF P95 index over the Appalachian Mountains (Fig. 2.4). Over the same area, JJA CDD shows also a significant pattern (~2 days).

#### 2.3.2.2 Uncertainty (R) spatial patterns

This section shows the relative contribution of each source of uncertainty to the total uncertainty (see section 2.2.3.2).

#### a) Sensitivity of R to Domain size

The left panels of Figures 2.7 and 2.8 show the relative contribution of DS\_RCM to the total uncertainty within our ensemble for DJF and JJA, respectively. In winter, the main spatial sensitivity area is located along the Atlantic Coast and the Appalachian Mountains, along the land-sea contrast where the main storm track is located. For heavy rainfall (P95), DS\_RCM can account for more than 60% of the total uncertainty (or variability), over the Appalachians Mountains, in the south-east part of the common region. For JJA, the main sensitive area is located south of the St-

Lawrence Valley (for Precip and Prcp1), which represents 45-60% of the total uncertainty over this sub-area. There is also a strong dependence to DS\_RCM for Prcp1 over Maritimes areas around the Gulf of St-Lawrence (~50% of the total uncertainty).

b) Sensitivity of R to driving data (AOGCMs and/or ERA40 reanalyses)

The middle panels of Figures 2.7 and 2.8 show the relative contribution of C\_AOGCM to the total uncertainty within our ensemble for DJF and JJA, respectively. For DJF, the highest sensitive features are located over the Appalachian mountains and along the east coast [for Precip, Prcp1 and CDD C\_AOGCM can account for more than 70% of the total uncertainty], and in the west of the Hudson Bay [for Precip, Prcp1, CDD and P95 C\_AOGCM can account for around 70-80% of the total uncertainty]. For JJA, these features are located south of the Hudson Bay, where C\_AOGCM can account for more than 80 to 90% of the total uncertainty for Precip, Prcp1 and CDD. For P95, there are smaller but numerous areas in the lee of water masses as high as 80% of the total uncertainty.

c) Sensitivity of R to driving member

The right panels of Figures 2.7 and 2.8 show the relative contribution of M\_AOGCM to the total uncertainty within our ensemble for DJF and JJA, respectively. For DJF, the spatial patterns of sensitivity are mostly uniform with the highest contributions to the total uncertainty being located north of the Great Lakes [Prcp1 (~50%)], at the center of the province of Québec [Precip (~45-50%) and P95 (~50%) and south of the Hudson Bay [CDD (~50%)]. For JJA, these patterns are even more uniform between the Great Lakes and the St-Lawrence River [CDD (~35-40%)] and along the Atlantic Coast [Precip (~30%)].

### 2.3.2.3 Global means of EAMS and R

The spatial average of the EAMS and of the ratio (R) for all precipitation variables due to M\_RCM, DS\_RCM, M\_AOGCM and C\_AOGCM is shown in Tables 2.6 and 2.7, respectively. In these Tables, we include all grid-points, even if the t-test indicated that the null hypothesis (i.e. means are equal) could be rejected. This ensures that we don't include sampling error and we incorporate equal number of grid-points for all experiments.

The main contributor of EAMS is C\_AOGCM, followed by DS\_RCM, with minor contribution from M\_AOGCM and M\_RCM for both seasons and all precipitation variables. DS\_RCM EAMS is about twice the sensitivity of M\_AOGCM. Worth noting, the standard deviation of EAMS is quite high for DS\_RCM, especially in summer, highlighting the strong spatial variability of DS\_RCM sensitivity, generated by the important heterogeneity of land characteristics in generating summer precipitation. It is also interesting to see that the source of uncertainty doesn't differ among indices.

As for R, the main contributor of uncertainty in our ensemble is C\_AOGCM with quite similar contribution for DJF and JJA and precipitation indices, except for precipitation occurrence for which larger uncertainty is clearly obtained in summer (i.e. with respect to other indices and the winter season). This last corresponds also to the highest spatial standard deviation values than any other precipitation indices and seasons' contributions. This can result from combined effects of both large-scale and mesoscale (i.e. convective) processes in the summer season on the simulated wet days occurrence uncertainty, which tends to be more systematically higher than dry spells (CDD) or intense precipitation (P95). For M\_AOGCM, the second source of uncertainty in winter, there is a slightly higher uncertainty in winter than in summer. When we add up both sources of uncertainty and we average Precip and all 3 indices

(last row of Table 2.7), we get a DJF fraction for R of 0.76, compared to 0.71 for JJA. The fraction of uncertainty caused by DS\_RCM is less important in DJF than in JJA, as found earlier for the Variance Ratio (see section 2.3.1) and corresponds to the 2<sup>nd</sup> source of uncertainty in summer. In general, there are quite similar values between indices and seasons in terms of uncertainty contribution within each experiment or each source of uncertainty, except for the occurrence of wet days as noted before for the C\_AOGCM experiments in summer.

## 2.4 Discussion

### 2.4.1 Overview and causes of sensitivity

#### 2.4.1.1 Overview

Our results show that the modification of the driving model (i.e. choice of AOGCM and/or reanalysis, C\_AOGCM) is the main source of uncertainty in all of our analysis criteria and for both seasons, in line with conclusions in Fowler et Ekström (2009). Depending on the season and the analysis criterion, the second highest source of uncertainty in terms of total uncertainty (“R”, see section 2.2.3.2) is the modification of the member for a given model (M\_AOGCM) in winter and the modification of the domain size (DS\_RCM) in summer. In terms of climatological sensitivity (“EAMS”, see section 2.2.3.2), DS\_RCM is the second source of uncertainty in both seasons while M\_AOGCM is the third. In other words, M\_AOGCM produces higher sensitivity in the interannual variability than DS\_RCM while keeping the climatological value more or less intact. The lower source of uncertainty (but still representing about 10% of the total uncertainty in our ensemble in both seasons) is the internal variability (M\_RCM) of the CRCM.



#### 2.4.1.2 Modification of driving data (C\_AOGCM)

The effects of driving conditions within the RCM domain have emerged as the major source of uncertainties for the simulated precipitation (occurrence, duration and intensity) for both seasons, representing between 52% to 61% of the total uncertainty (see Table 2.7). The LBCs have important effects because they strongly vary among different AOGCMs (cf. Randall et al. (2007) in terms of large-scale circulation, SSTs (Sea Surface Temperatures) spatial distribution, sea-ice cover, as well as humidity advection into the CRCM. Those involve the largest changes in the imposed variables (winds, air temperatures, pressure and water vapour) at the LBC, which in turn modify the simulated fields within the RCM domain whatever the size of the domain. The importance of the C\_AOGCM uncertainty source confirms results found in previous studies for mean simulated precipitation over North America (de Elía et Côté 2010), United Kingdom (Rowell 2006) and over other areas in the mid-latitudes (Rowell 2011) and extend it to seasonal precipitation extremes.

#### 2.4.1.3 Modification of driving member (M\_AOGCM)

Due to an identical formulation, inter-member variability (i.e. between 2 members of the same AOGCM) arises from the chaotic nature of the climate system. As such, M\_AOGCM simulations converge towards similar 30-yr climatology (cf. right panels of Figures 2.4 and 2.5), with the exception of winter heavy rainfall (Fig. 2.4) over the Appalachians Mountains, highlighting the importance of fine-scale forcing that amplify the slight differences in the atmospheric circulation between the two members. M\_AOGCM show some important sensitivity at the interannual timescales from the (model) internal atmospheric variability (Deser et al. 2012), as shown in Figure 2.3.



#### 2.4.1.4 Modification of domain size (DS\_RCM)

Our results show that the smaller CRCM domain produces higher climatological seasonal values with higher interannual variability for precipitation indices for both winter and summer than the larger domain. This higher temporal variance is in line with results from Leduc et Laprise (2009) that showed that the transient-eddy variance of precipitation of their smaller domain was higher than their bigger domain. Using a different CRCM version, Music et al. (2009) also found that the AMNO domain was producing a drier climate (annual mean precipitation), compared to the smaller QC domain and that the choice of simulation domain had an important effect on the hydrological regime at the watershed scale, more so than a change in the LBCs. A closer look at the seasonal behaviour shows that the DJF simulations climatology (see Annex C, Fig. C.1 and C.2) produces lower precipitation values from the use of ECHAM5 (both members) and ERA40 with AMNO, while precipitation values are slightly higher with AMNO when CGCM3 (both members) is used. For JJA, all drivers produce higher precipitation values with the smaller QC grid.

The sensitivity from the domain size is also inherently associated with the location of the considered domain of comparison. In our case, the smaller domain (i.e. the common area of interest) is located in the eastern part of the larger domain. This, combined with the dominant eastward propagation of weather systems, has some substantial effects arising from the upstream modeling differences between the low-resolution driver (i.e. CGCM3, ECHAM5 or ERA40) and the regional scale processes developed over western Canada that both feed the common eastern region of analysis. Hence, the higher resolution of some upstream features, i.e. better representation of the orography (ex. Rocky Mountains), land-sea contrasts (i.e. Mexico Gulf coast, West Coast), surface conditions and land-surface processes and/or stronger vertical motions (over topography and from mesoscale system developments) tends to

produce higher precipitation on these upstream regions (Lee et al. 2006; Kendon et al. 2012). This can induce a depletion of the humidity transported into the common downstream region, resulting in lower precipitation values and different climatology (see Fig. C.1 in Annex C), as well as a lower interannual variability (Fig. 2.3) in the larger domain compared to the smaller domain. This highlights the dependence of large- and regional-scale processes and interactions to the RCM domain and its location, as demonstrated by the relative importance of the domain size sensitivity within our ensemble, around 15% in DJF and 19% in JJA, on the total uncertainty in the simulated precipitation indices. Thus, a prior identification of processes that are of particular importance in a study is needed before any objective decision on the choice of the domain size and the location can be made.

Another component of the domain-size sensitivity is from the inherent size difference of both domains and the space needed for the small scales to be fully developed. The use of the spectral nudging in all of the simulations means that the large scales inside both domains broadly follow the large scales from the drivers. Hence, some of the differences between AMNO and QC grids should arise from differences in small scales generated by the two domain sizes. It has been shown that a small domain might prevent to adequate development of these small scales (through a sufficient spatial spin-up) that play an important role for atmospheric fields that are rich in small-scale features such as humidity, vorticity and precipitation (Leduc et al. 2011). As shown by Leduc et al. (2011), through a Big-Brother setup (Denis et al. 2002; Leduc et Laprise 2009), even a domain as large as 140x140 grid points (compared to our domain that has 67x91 grid points) will produce lower intensity of small scales in both seasons in the upper troposphere. In the lower troposphere (>950 hPa) and for our domain size, the underestimation of the amplitude of small scales is rather low but non-negligible (~10% for relative vorticity, Laprise et al. (2008)) and increases rapidly as we move up in altitude. To what extent this small underestimation in the lower atmosphere affects the uncertainty of precipitation and

extremes of precipitation is hard to quantify, but differences in small scales between the two domains might play an important role in our results. We could argue that precipitation and especially extremes of precipitation (i.e. P95) are significantly affected by small scale processes, especially in summer where convective processes and land characteristics play an important role in triggering precipitation. Our results show that the temporal variance of Precip and P95 is higher in both seasons when using the smaller domain. This indicates that either the (assumed) lower amplitude of small scales doesn't preclude the development of precipitation (and heavy rainfall) or that the drier AMNO simulations are unable to produce a higher magnitude of heavy rainfall downstream of the domain, over the common region, due to the humidity depletion explained earlier.

#### 2.4.2 Winter versus summer evaluation

One possible cause behind winter C\_AOGCM sensitivity is linked to the internal atmospheric circulation variability (which is also a key factor behind M\_AOGCM sensitivity, the second most important source of total uncertainty in winter). A substantial portion of the atmospheric variability over the eastern part of North America can be linked to teleconnection patterns like, among others, the North Atlantic Oscillation (NAO) index (Hurrell et al. 2003), the Baffin Island - West Atlantic (BWA) index (Shabbar et al. 1997), the Northern Annular Mode (NAM, Thompson et al. (2003)) or the El Niño-Southern Oscillation (ENSO) (cf. Trenberth et al. (2007)). These teleconnection patterns regulate the transport and distribution of atmospheric moisture and influence the spatial patterns of precipitation (Hurrell et al. 2003). For example, the most prominent and recurrent pattern of atmospheric variability for North America is the NAO, and changes in the spatial patterns and time evolution of this mode of atmospheric variability have an impact on the intensity, frequency and path of storms over the eastern part of North America (Hurrell et al. 2003; Trenberth et al. 2007), especially in winter when the atmospheric

circulation is stronger (i.e. than in summer). Moreover, these teleconnection patterns have considerable inter-model differences and biases (temporal variability and spatial patterns) in AOGCMs (Stoner et al. 2009), in spite of the fact that most recent AOGCMs have better resolved their patterns, especially CGCM3 versus the old CGCM2 (e.g. Harding et al. (2011)). The reproduction of these teleconnection patterns will also vary between members of the same AOGCM due to the intrinsic atmospheric dynamics (Deser et al. 2012), which would explain the importance of M\_AOGCM in the interannual variability of Precip and P95 (Fig. 2.3) and the non-negligible role of M\_AOGCM in winter total uncertainty (Fig. 2.7, right panels).

The summer season is characterized by a higher importance of fine scale physical processes that play a key role in the formation of local precipitation, like the strong spatial heterogeneity of summer land characteristics (spatial variability of ground temperatures, evapotranspiration and/or soil moisture content), the stronger insolation over both the land and the oceans, the stronger soil moisture-precipitation feedback or convection process than in winter. Hence, uncertainty in modelling the land-surface processes (Seneviratne et al. 2002; Roy et al. 2012) and land-sea warming contrast (Rowell 2009) are possible important factors for the simulation of the summer precipitation, while large-scale circulation modifications are less important in summer due to the weaker atmospheric circulation, but is still non-negligible (Hurrell et al. 2003). This weaker atmospheric circulation allows a higher influence of land-surface processes on a given air parcel or environment (i.e. greater time-residency). Hence, the higher upstream resolution of the AMNO grid (compared to the low resolution drivers) has a significant influence in DS\_RCM experiments, as shown in the relative importance of DS\_RCM in summer compared to winter (left panels of Figures 2.5 and 2.8). However, the DS\_RCM EAMS patterns from Figure 2.5 are mostly located at the south border, where the coupling between the CRCM and the AOGCM and/or re-analysis takes place and the strong spatial physiographic heterogeneity (i.e. through the presence of Great Lakes and Appalachians Mountains)



combines to create a strong sensitivity signal (see the work over Europe in Maraun (2012)). The possible important compensation of errors between the driving data and systematic biases of the CRCM will be further discussed below in section 2.4.3.

Land-sea contrasts variability between experiments will be mostly modulated by a modification of the oceanic formulation, as well as the parameterization of fluxes between the ocean and atmosphere. This would explain why C\_AOGCM has such an importance in summer. In addition to pressure field variability, this inter-model land-sea contrasts variability will generate different evaporation rate over the oceans and, in turn, create some variability in the advection of water vapour at the CRCM boundaries. In comparison, the inter-member (i.e. M\_AOGCM) summer SSTs differences should be far less important and hence will create less variability in land-sea contrasts.

### 2.4.3 Sample size

We already explored the effect of sample size on EAMS (see section 2.2.3.3) for the whole 24 experiments ensemble. Here, we discuss briefly how this really affects one of the sources of uncertainty. With such a small sample for DS\_RCM (5 experiments, see section 2.2.3.3 and Table 2.3), it is expected that one single experiment could influence heavily the sensitivity results. To ascertain that potential, we look at one particular sub-area covering 32 grid points (Fig. 2.9) that emerges as a region where the sensitivity (EAMS) is both statistically significant and with an important magnitude (see Figure 2.4a and 2.4j). Figure 2.10 shows the spatial average of the absolute mean sensitivity (Eq. 2.1) over the sub-area located near the St-Lawrence River (as shown in Fig. 2.9) for each 5 individual experiments associated with DS\_RCM that are used in the calculation of EAMS. For Precip and P95, both indices that show an important EAMS in Fig. 2.4a and 2.4j over the sub-area, we clearly see that the DS\_RCM sensitivity experiment driven by ECHAM5#2 is much

more sensitive with respect to the other 4 experiments (up to 10.8 times higher than the experiment driven with CGCM3#5 for Precip and up to 5.3 times higher than the experiment driven with ERA40 for P95). We get similar results (not shown) for summer Precip near the south border (Fig 2.5d): DS\_RCM experiments with CGCM3 (#4 and #5) have low sensitivity values while ECHAM5 (#1 and #2) and ERA40 experiments show much larger sensitivity.

For the whole common region, Table 2.8 shows the spatially averaged relative mean sensitivity (in absolute values) (Eq. 2.2) from DS\_RCM for each driver for Precip and the three extreme indices. We see that the highest sensitivity is associated with the LBC from ECHAM5, while the lowest relative DS\_RCM sensitivity is achieved when CGCM3 is used (with some exceptions where ERA40 shows both the lowest and highest sensitivity for some indices and season). Hence, the two CRCM simulations driven by CGCM3 (members #4 and #5) remain the least sensitive combination among the three other available drivers when domain size is modified. This could be explained by the similarity of the physics parameterization setup of this version of the CRCM and CGCM3 models (Paquin 2010), and the subsequent minimization of errors resulting from the compensation or combination of errors between the driving data and systematic biases of the CRCM. The analysis of spatial maps of single sensitivity experiment (not shown) suggests that the spatial patterns of EAMS in JJA for Precip and P95 comes mainly from both members of ECHAM5 suggesting a combination of errors or shifts in large-scale atmospheric fields between the driving data source and the CRCM regional scale biases or feedbacks in the case of this last AOGCM. It stresses out the importance of having multiple AOGCMs and/or re-analyses to fully incorporate a broader range of atmospheric variability and ensure a higher interdependency of climate models. However, a consequence of the independency assumption is that the uncertainty reduction, as more models are introduced, is exaggerated since models share some formulations and a lower amount



of new information are introduced with each new model included in the ensemble (Knutti et al. 2009; Pennell et Reichler 2010).

#### 2.4.4 Heavy rainfall and mean precipitation

One question of specific interest is to see whether or not heavy rainfall is more uncertain than mean precipitation. As suggested previously, convective processes in summer play a larger role in heavy rainfall than in mean precipitation. As stated by Hohenegger et al. (2008) and Lynn et al. (2009), convective parameterisation is an important potential source of precipitation uncertainty. One approach to see the role of convective parameterisation on uncertainty is to look at the ratio of sensitivities of heavy rainfall (dominated by convective precipitation) over mean precipitation (a mix of stratiform and convective precipitation). Figure 2.11 shows the average (from the 24 experiments defined in Table 2.3) ratio of the relative ensemble mean sensitivity (“R\_EMS”, see section 2.2.3.2) of P95 on the R\_EMS of Precip, to analyze if the sensitivity of extreme values is higher than mean precipitation values. It is interesting to see that for DJF, the relative sensitivity of Precip is higher than for P95 over most of the domain (-20% on the average), but with the exception of the New-Brunswick, Gaspé Peninsula and Newfoundland-Labrador regions, which coincide with the highest density of extratropical storms over the eastern coast in winter. For JJA the behaviour is inversed, with the central part of the domain showing that P95 relative sensitivity is higher than for Precip (+23% on the average). The importance of convective precipitation in summer could then be a significant contributor to this added uncertainty.

The consideration of the ratio of the standard deviation of the 30-yr interannual variability of P95 over Precip gives us an indication on the estimation error of both quantities. Figure 2.12 shows the ratio of the standard deviation of the interannual variability of P90 (i.e. the 90<sup>th</sup> percentile of daily precipitation) and P95

over Precip for a given simulation (“aet”, see Table 2.1, other simulations, not shown, suggest similar values). In this case for P95, when we consider the interannual variability distributions, we have a ratio that varies from 2 to 8 for both DJF and JJA, with a mean ratio of 5.52 (DJF) and 5.29 (JJA). For P90, the ratios are much lower with 3.5 for DJF and 3.24 for JJA. Other seasons (not shown) show similar patterns. Hence, from an interannual variability point of view, the uncertainty seems to be much more important for heavy rainfall than for mean seasonal precipitation in both seasons, with increasing ratios for higher percentiles. The higher standard deviation of higher percentiles can be caused by numerous factors: non-linearity processes involved in heavy rainfall, the non-linear effect of the natural variability on the daily precipitation distribution or the standard error differences between mean values and high quantile (i.e. higher estimation errors on higher quantile, see discussion in Annex A).

To address the estimation errors on different quantiles, an assessment of the theoretical estimation of quantile for gamma-type distribution has been done in Annex A, in order to estimate the standard error of the whole range of percentiles from 1<sup>st</sup> to the 99<sup>th</sup>. By generating large ensemble (8000 distributions for each sample size from  $N=10$  to 5000) of gamma-type distributions, we estimated the percentiles for each 8000 distributions and then the standard deviation of these estimated percentiles for all considered  $N$ . Preliminary results suggest that the ratio of the standard error of the 90<sup>th</sup> and 95<sup>th</sup> percentiles over the mean standard error gives a ratio of 3 and 4.3, respectively. It means that any estimation of the 95<sup>th</sup> percentile is subject to standard error estimation about 4.3 times higher than any estimation of the mean value from a gamma distribution for a given sample size  $N$ . Hence, a significant portion (roughly, between 78% to 93%) of the ratios found in Fig. 2.12 could be related to the inherent standard errors associated with the estimation of the 90<sup>th</sup> and 95<sup>th</sup> percentiles, while the sensitivity from the physical processes and natural variability might play a less important role than anticipated.

## 2.5 Conclusions

In this study, an assessment of four sources of uncertainty in the CRCM simulations (Internal Variability – M\_RCM; Domain Size - DS\_RCM; Member choice of a given AOGCM - M\_AOGCM; and choice of an AOGCM - C\_AOGCM) has been done over winter (December to February, DJF) and summer (June to August, JJA) seasons for mean and extreme indices of precipitation (i.e. wet days, dry sequences, and 95<sup>th</sup> daily precipitation). We use 16 historical simulations (1961-1990) using a recent version (4.2.3) of the CRCM. The assessment of uncertainty is made by analyzing the temporal variance ratio (VR), the 30-yr climatology spatial correlation (SC), the Ensemble Absolute Mean Sensitivity (EAMS) and variance decomposition ( $R_s$ ) of each source of uncertainty.

Results show that over a common region located in eastern Canada, the main sources of uncertainties are issued from the boundary conditions (i.e. C\_AOGCM), followed by the domain size (i.e. DS\_RCM) and the choice of AOGCM members (i.e. M\_AOGCM). The internal variability (M\_RCM) is found to have minor effects on these simulated uncertainties in general. In terms of total uncertainty, the most important sources of uncertainty in winter over the whole region are, in decreasing order: C\_AOGCM (54%), M\_AOGCM (22%), DS\_RCM (15%) and M\_RCM (10%). In summer, those are: C\_AOGCM (56%), DS\_RCM (19%), M\_AOGCM (15%) and M\_RCM (11%). For specific regions (i.e. St-Lawrence Valley and the south of Great Lakes area), DS\_RCM can even surpass the uncertainty due to the choice of AOGCM. This is consistent with the larger role of local physics in summer precipitation in the context of weaker atmospheric flow from the lateral boundary conditions with respect to winter. In this last season, around 75% of the total uncertainty, for Precip and all extreme indices come from the lateral boundary conditions, i.e. the large-scale atmospheric circulation influences. The smaller domain

produces higher climatological precipitation amount as well as the climatological value of heavy precipitation and wet-days frequency, and shorter seasonal dry sequences. The smaller domain also produces higher variance of Precip, Precp1 and P95. Some regions where land-sea contrasts or orographic features are important show a higher systematic sensitivity for the four sources of uncertainties: the maritime coast, the Appalachians Mountains, the Great Lakes and the St-Lawrence Valley.

The main outcomes from this study are:

- The quantification of the uncertainty is dependent to the sample size used. As the uncertainty of heavy precipitation (i.e. 95<sup>th</sup> percentile) is higher than the uncertainty of mean seasonal precipitation, this further highlights the importance of using the largest ensemble as possible, especially when extremes are concerned. As such, ideal ensemble size could be substantially different for mean precipitation values than when daily precipitation extremes are concerned.
- As the driven conditions and their effects on the regional-scale simulated precipitation values depend or combine with the domain size and vary at the spatial and temporal scales, these interdependency needs to be taken into account in any uncertainty analysis method, especially to account for the dependency of the climate models of biases or systematic errors from various combinations of large-scale and regional-scale factors. In other words, two models are not independent because they produce different results, but rather because they reach them using different paths (Pennell et Reichler 2010; Knutti et al. 2013). This is of the utmost importance for climate change projections and the analysis of the full range of uncertainties and of climate change signals.

- Caution should be applied when choosing the domain size and location for a simulation, while the other sources of uncertainty from the LBCs are unavoidable. Also, the distance between the lateral boundary location and the study area should be accounted for to minimize the effect of coupling errors over the area of interest.
- The higher uncertainty in the simulation of heavy precipitation than for mean seasonal precipitation might be primarily caused by the quantile estimation alone, and not only related to the underlying uncertainty in the physical parameterizations of the climate models.

Upcoming works include the analysis over spring and autumn seasons. Preliminary results show that the sensitivity suggests a strong seasonal behaviour, as expected from the seasonal variations of physical and dynamical processes in mid-latitude climates. The ability to reproduce the historical climate is not an indicator that it will perform in a similar way in the future. As noted in the recent study of Maraun (2012) over Europe, non-stationarity of RCMs biases still exist. Hence, sensitivity of extremes of precipitation could also be a function of time. A similar analysis is under way for the period of 2041-2070, with the same model configuration. Moreover, we will be able to see if the climate change signal of extremes of precipitation is also affected by these modifications to model configurations. A validation of both domain sizes and various CRCM configurations against an observation database is underway to assess potential biases with respect to characteristics of observed extreme events. Finally, a similar work is under way to assess the uncertainty of temperature extreme indices from the same sources of sensitivity.



## Acknowledgments

The authors would like to thank the Ouranos Climate Simulation team for generating and supplying output from the numerous CRCM simulations. We thank the financial supports from the National Sciences and Engineering Research Council (NSERC) of Canada, and from Environment Canada. Other financial supports from the IRIACC (The International Research Initiative on Adaptation to Climate Change)-FACE project (see <http://face.ete.inrs.ca/>) is also acknowledged. IRIACC is managed by the IDRC (International Development Research Center), co-financed by the IDRC, the Canadian Health Research Institutes, the SSHRC (Social Sciences and Humanities Research Council of Canada) and the NSERC (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada).





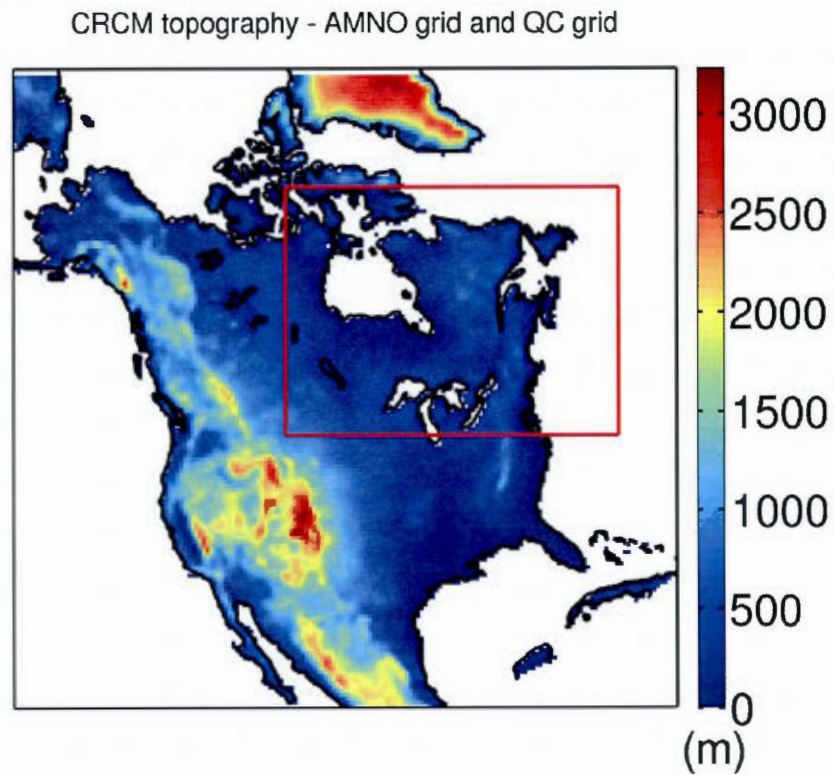


Figure 2.1 AMNO and QC (red box) domains. The topography (in m) is shown in colour scale.

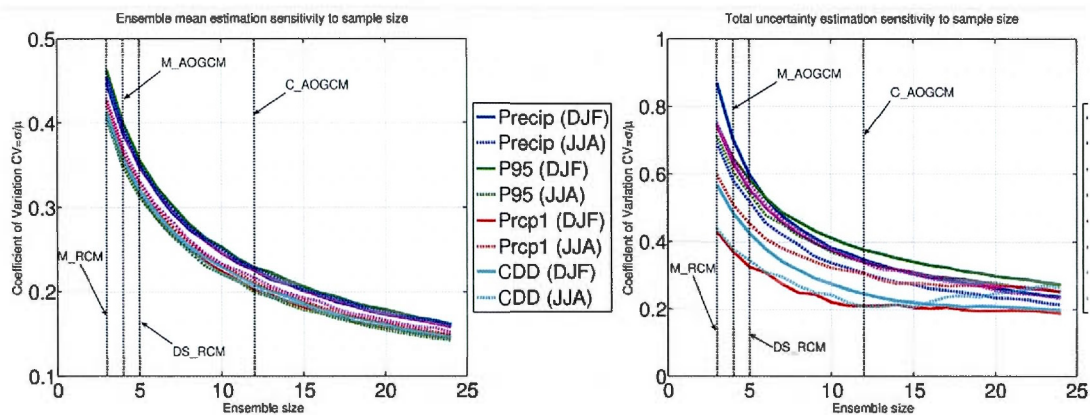


Figure 2.2 Coefficient of variation (CV) of mean seasonal precipitation and precipitation indices for DJF and JJA, for Ensemble Absolute Mean Sensitivity (EAMS, left panel) and total uncertainty ( $\hat{\sigma}_{TOT}^2$ , right panel) estimations versus ensemble size.

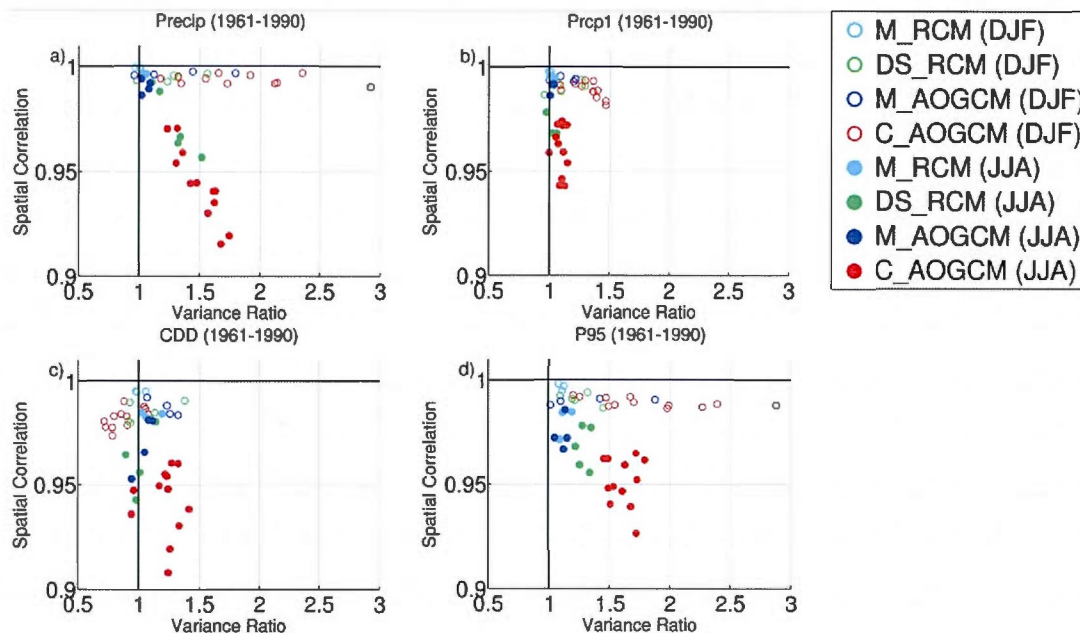


Figure 2.3 Spatial correlation (SC) versus variance ratio (VR) for all experiments defined in Table 2.3. Cyan color is for the internal variability (M\_RCM), green color is for the choice of domain (DS\_RCM), blue color is for the choice of AOGCM member (M\_AOGCM) and red color is for the choice of LBC (C\_AOGCM). Open marker represent winter (DJF) season while a filled marker represent summer (JJA) season.

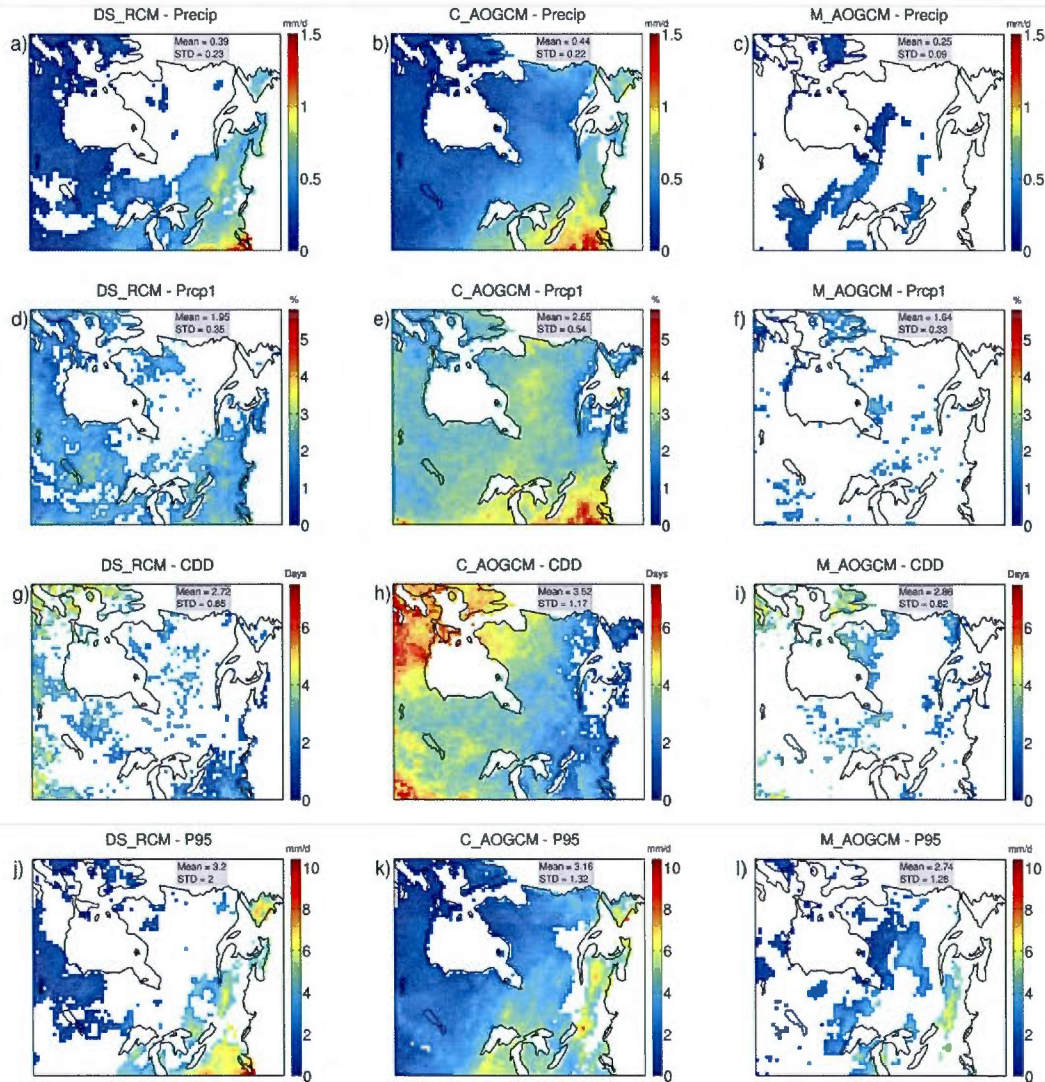


Figure 2.4 Winter (DJF) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Precp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale.



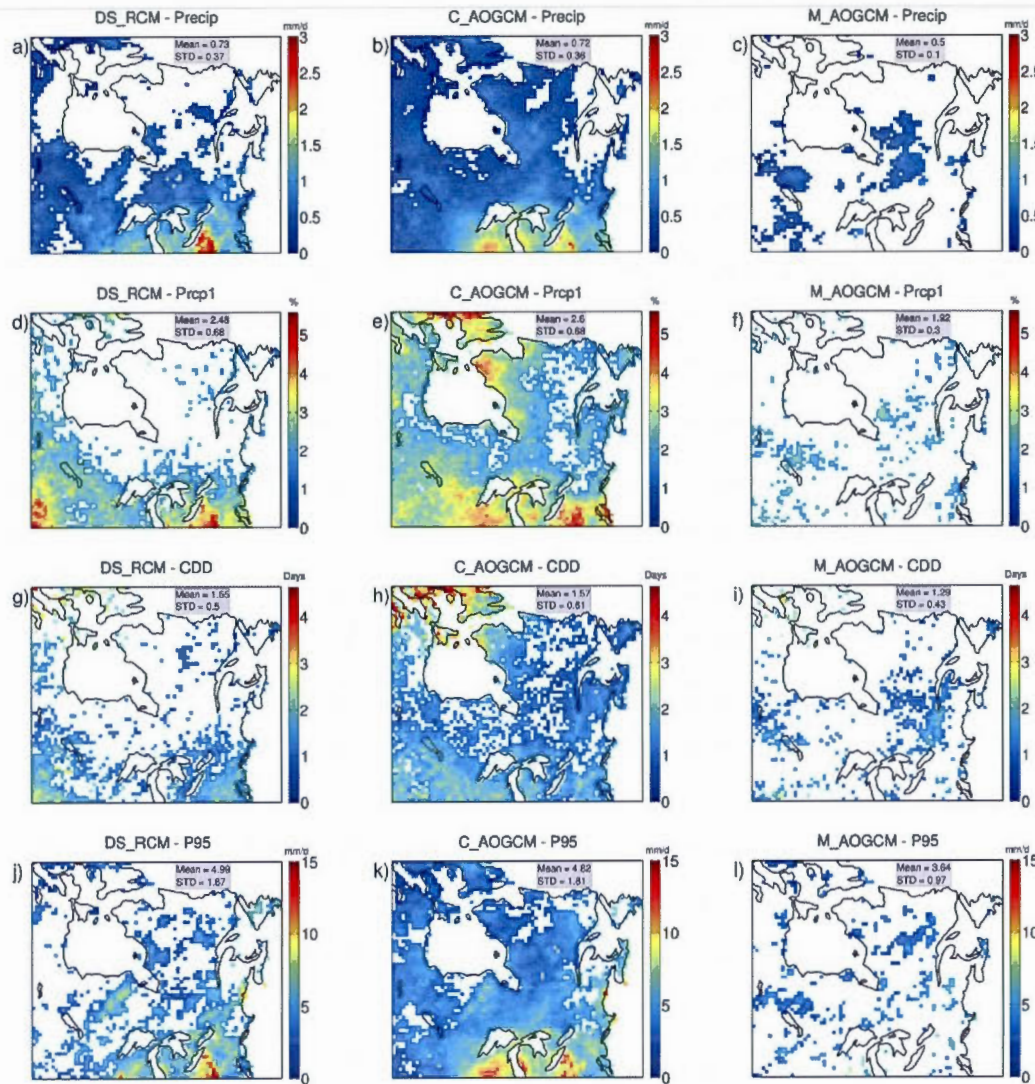


Figure 2.5 Summer (JJA) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale.



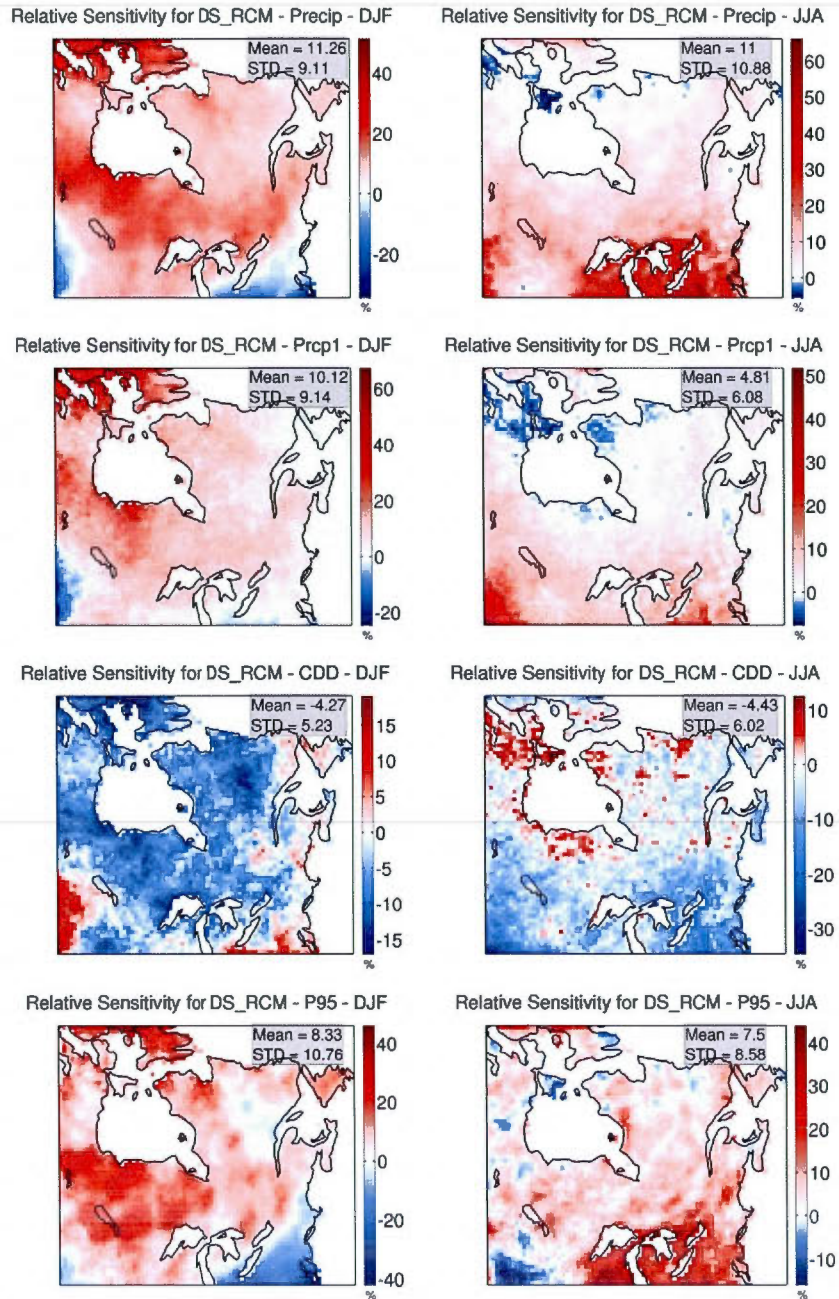


Figure 2.6 R\_EMS associated with DS\_RCM for Precip, Precp1, CDD and P95 for DJF (left panels) and JJA (right panels).

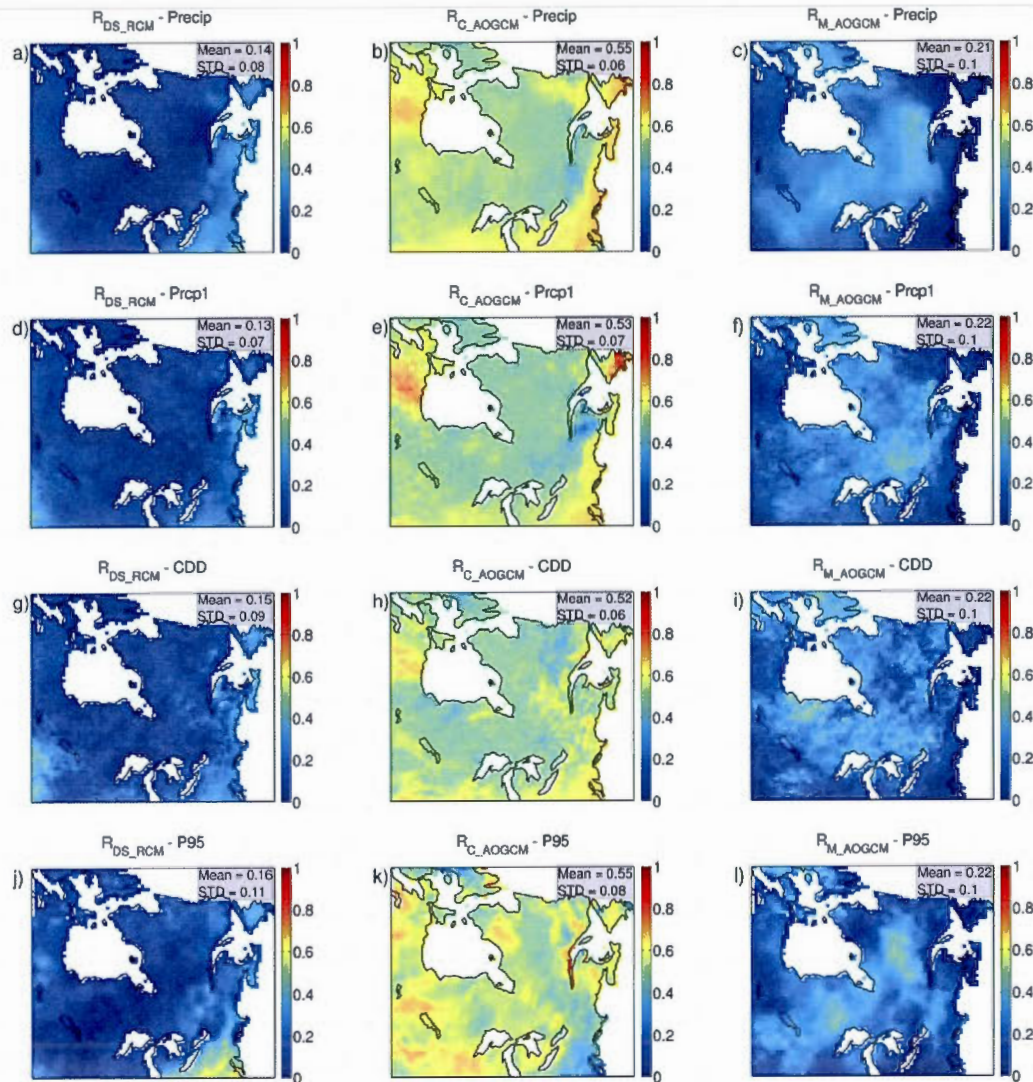


Figure 2.7 Winter (DJF) relative contribution to the total uncertainty ( $R$ ) of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l).



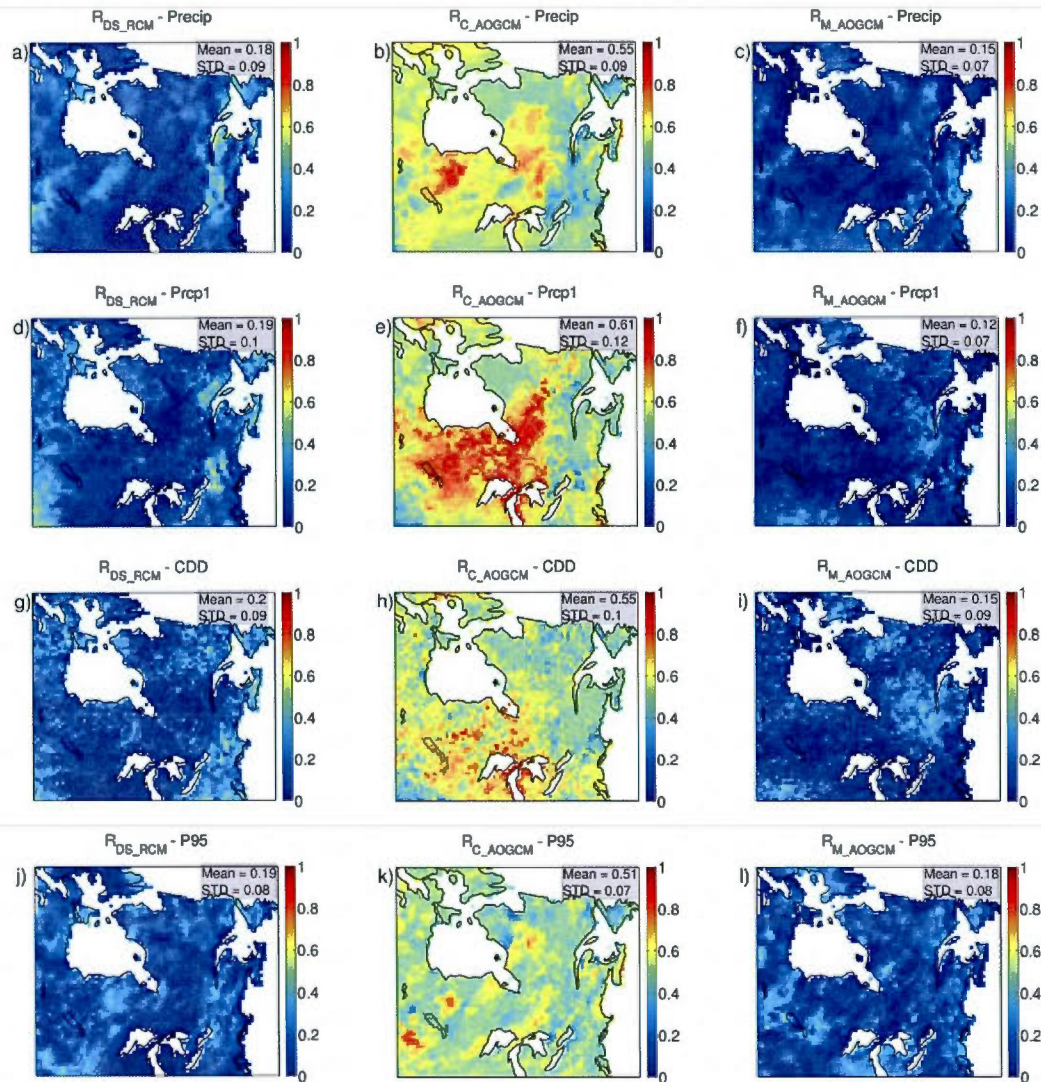


Figure 2.8 Summer (JJA) relative contribution to the total uncertainty (R) of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l).

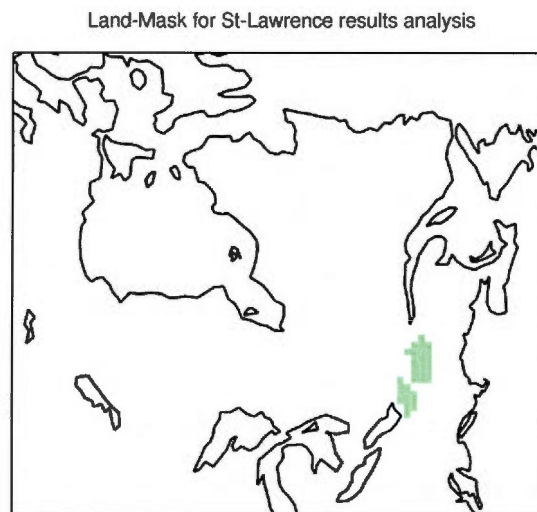


Figure 2.9 The 32 grid-points sub-area (shown in green shading) used for the localized study of single DS\_RCM experiment.

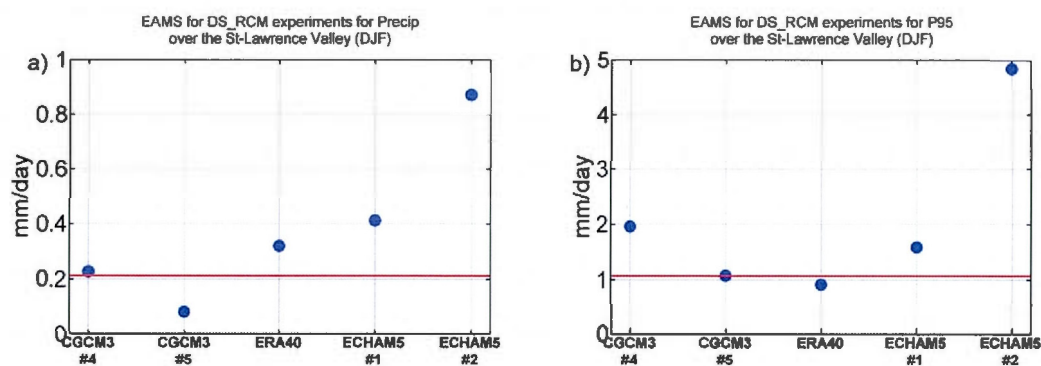


Figure 2.10 Spatial average of the absolute mean sensitivity (Eq. 2.1) over the sub-area shown in Figure 2.9 of the five DS\_RCM sensitivity experiments (see Table 2.3) for Precip (left) and P95 (right) for DJF.

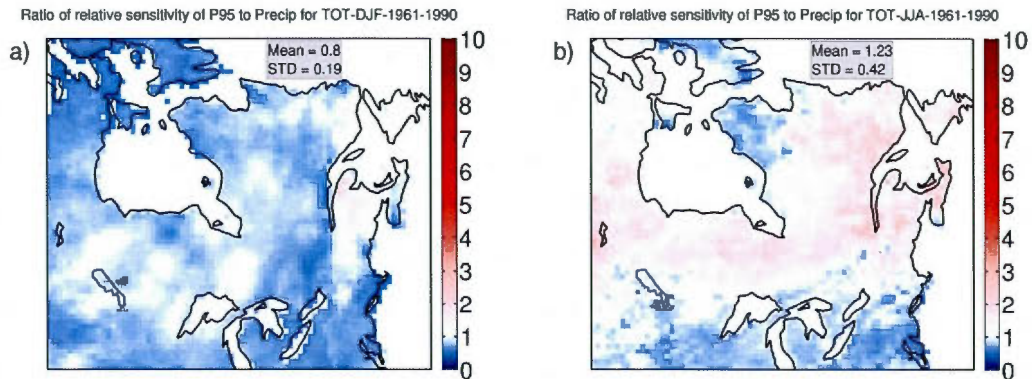


Figure 2.11 Ratios of R EMS of P95 over R EMS of Precip.

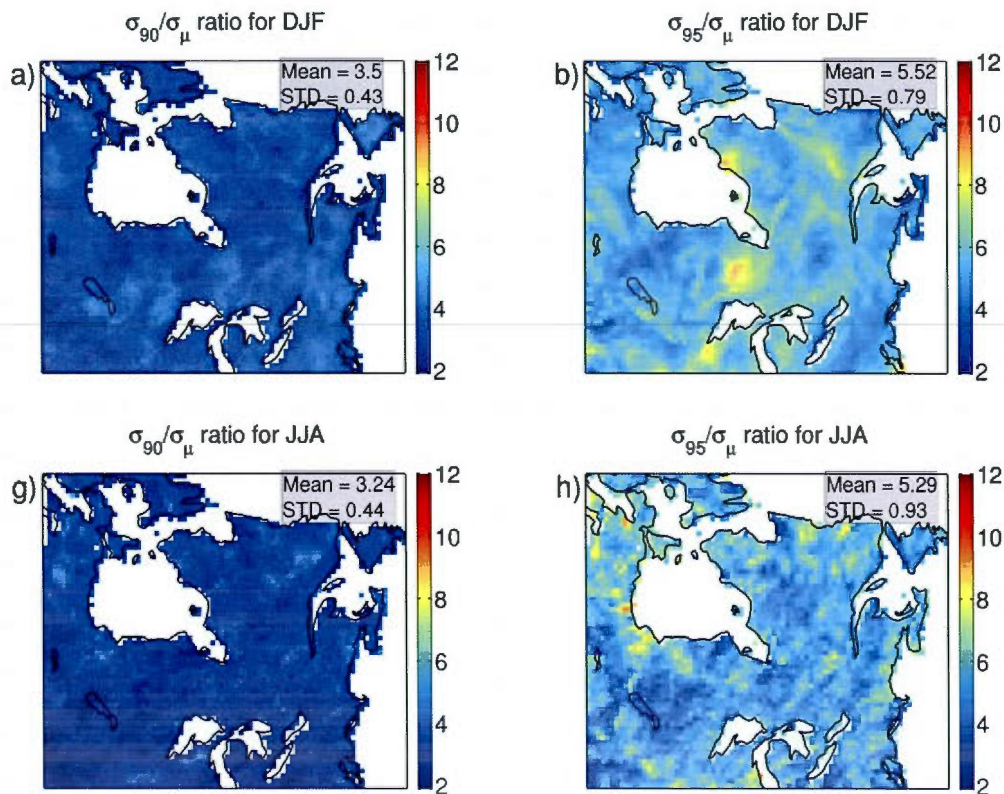


Figure 2.12 Ratio of the standard deviation of the interannual variability of heavy rainfall (90th (left panel) and 95th (right panel) percentile) over the standard deviation of the interannual variability of mean seasonal precipitation (i.e. Precip).



Driver	Domain	Simulation
CGCM3#4 (6h)	AMNO	aet
	QC	afx
CGCM3#5 (6h)	AMNO	aev
	QC	agr
ERA40 (6h)	AMNO	ago
	QC	aft
ECHAM5#1 (6h)	AMNO	agx
	QC	aha
ECHAM5#2 (6h)	AMNO	ahi
	QC	ahu

Table 2.1 Historical simulations used in the study from the Canadian Regional Climate Model (version 4.2.3).

Simulations	CRCM Version	Driver	Domain	Temporal window
abt	4.0.0	NCEP/NCAR (6h)	AMNO	1959-1999
abz	4.0.0	NCEP/NCAR (6h)	AMNO	Dec 1 <sup>st</sup> 1958-1999
acw	4.2.0	ERA40 (6h)	AMNO	1958-2002
acx	4.2.0	ERA40 (6h)	AMNO	Dec. 1 <sup>st</sup> 1957-2002
adj	4.2.0	CGCM3#4 (6h)	AMNO	1958-2000
aeb	4.2.0	CGCM3#4 (6h)	AMNO	Dec. 1 <sup>st</sup> 1957-2000

Table 2.2 Historical simulations used in the study for the assessment of the internal variability, using the Canadian Regional Climate Model (version 4.0.0 and 4.2.0).



CRCM runs (CTL/PTB)	Analysis	Driving data	Analyzed period
aet/afx (AMNO/QC)	Domain size	CGCM3#4	1961-1990
aev/agr (AMNO/QC)	Domain size	CGCM3#5	1961-1990
agx/aha (AMNO/QC)	Domain size	ECHAM5#1	1961-1990
ahi/ahu (AMNO/QC)	Domain size	ECHAM5#2	1961-1990
ago/aft (AMNO/QC)	Domain size	ERA40	1961-1990
abt/abz (AMNO)	Internal Variability	NCEP/NCAR	1961-1990
acw/acx (AMNO)	Internal Variability	ERA40	1961-1990
adj/aeb (AMNO)	Internal Variability	CGCM3#4	1961-1990
aet/aev (AMNO)	Member Variability	CGCM3#4 / #5	1961-1990
agx/ahi (AMNO)	Member Variability	ECHAM5#1 / #2	1961-1990
afx/agr (QC)	Member Variability	CGCM3#4 / #5	1961-1990
aha/ahu (QC)	Member Variability	ECHAM5#1 / #2	1961-1990
aet/ago (AMNO)	Driver Variability	CGCM3#4/ERA40	1961-1990
aet/agx (AMNO)	Driver Variability	CGCM3#4/ECHAM5#1	1961-1990
aet/ahi (AMNO)	Driver Variability	CGCM3#4/ECHAM5#2	1961-1990
aev/ago (AMNO)	Driver Variability	CGCM3#5/ERA40	1961-1990
aev/agx (AMNO)	Driver Variability	CGCM3#5/ECHAM5#1	1961-1990
aev/ahi (AMNO)	Driver Variability	CGCM3#5/ECHAM5#2	1961-1990
afx/aft (QC)	Driver Variability	CGCM3#4/ERA40	1961-1990
afx/aha (QC)	Driver Variability	CGCM3#4/ECHAM5#1	1961-1990
afx/ahu (QC)	Driver Variability	CGCM3#4/ECHAM5#2	1961-1990
agr/aft (QC)	Driver Variability	CGCM3#5/ERA40	1961-1990
agr/aha (QC)	Driver Variability	CGCM3#5/ECHAM5#1	1961-1990
agr/ahu (QC)	Driver Variability	CGCM3#5/ECHAM5#2	1961-1990

Table 2.3 List of the CRCM historical runs used for the sensitivity experiments. The first column provides the control/perturbed (CTL/PTB) runs with the respective domain in parenthesis. The second column lists the experiments associated with each pair of simulations given in the first column. The third column provides the driving data and the fourth column gives the time period of the simulations.

Name	Description (unit)
Prcp1	Days with precipitation $\geq 1$ mm (days)
CDD	Maximum number of consecutive dry days (days)
P95	95 <sup>th</sup> percentile of daily precipitation (mm/day)

Table 2.4 List of the three extreme indices used in the study to analyze wet days, maximum duration of dry sequences and heavy rainfall. For more details, please refer to STARDEX, and to ETCCDI (Expert Team on Climate Change Detection and Indices, see <http://www.clivar.org/organization/etccdi/etccdi.php>).

	DJF (%)	JJA (%)
Precipitation	11,26	11
Prcp1	10,12	4,81
CDD	-4,27	-4,43
P95	8,33	7,5

Table 2.5 Spatially averaged R\_EMS associated with DS\_RCM.

	1961-1990							
	DJF				JJA			
	M_RCM	DS_RCM	M_AOGCM	C_AOGCM	M_RCM	DS_RCM	M_AOGCM	C_AOGCM
Precipitation (mm/day)	0.03 (0.04)	0.14 (0.09)	0.07 (0.05)	0.30 (0.12)	0.06 (0.04)	0.31 (0.3)	0.13 (0.09)	0.44 (0.4)
Prcp1 (%)	0.19 (0.15)	0.71 (0.41)	0.38 (0.25)	2.18 (0.72)	0.26 (0.19)	0.84 (0.81)	0.43 (0.33)	1.22 (0.96)
CDD (days)	0.32 (0.25)	0.76 (0.67)	0.58 (0.49)	2.50 (1.34)	0.22 (0.18)	0.38 (0.39)	0.29 (0.26)	0.59 (0.52)
P95 (mm/day)	0.29 (0.32)	0.97 (1.08)	0.66 (0.51)	1.62 (0.82)	0.61 (0.47)	1.39 (1.34)	0.81 (0.63)	2.61 (1.9)

Table 2.6 Spatially averaged EAMS score for DJF and JJA for Precip, Prcp1, CDD and P95. Red refers to the most important source of uncertainty, blue to the 2<sup>nd</sup> most important source of uncertainty, green to the 3<sup>rd</sup> and yellow to the least important source of uncertainty. Number in parentheses is the spatial standard deviation of the EAMS.

	1961-1990							
	DJF				JJA			
	M_RCM	DS_RCM	M_AAOGCM	C_AOGCM	M_RCM	DS_RCM	M_AOGCM	C_AOGCM
Precipitation	0.10 (0.05)	0.14 (0.08)	0.21 (0.10)	0.55 (0.06)	0.12 (0.07)	0.18 (0.09)	0.15 (0.07)	0.55 (0.09)
Prcp1	0.12 (0.06)	0.13 (0.07)	0.22 (0.10)	0.53 (0.07)	0.08 (0.06)	0.19 (0.10)	0.12 (0.07)	0.61 (0.12)
CDD	0.1 (0.07)	0.15 (0.09)	0.22 (0.10)	0.52 (0.06)	0.1 (0.08)	0.2 (0.09)	0.15 (0.09)	0.55 (0.10)
P95	0.08 (0.06)	0.16 (0.11)	0.22 (0.10)	0.55 (0.08)	0.12 (0.09)	0.19 (0.08)	0.18 (0.08)	0.51 (0.07)
Mean for all indices	0.1	0.15	0.22	0.54	0.11	0.19	0.15	0.56

Table 2.7 Spatially averaged R score for DJF and JJA for Precip, Prcp1, CDD and P95. Red refers to the most important source of uncertainty, blue to the 2<sup>nd</sup> most important source of uncertainty, green to the 3<sup>rd</sup> and yellow to the least important source of uncertainty. Number in parentheses is the spatial standard deviation of R.

	CGCM3		ERA40		ECHAM5	
	DJF	JJA	DJF	JJA	DJF	JJA
Precip (%)	0.08	4.2	8.9	16.4	23.2	12.9
Prcp1 (%)	2.1	0.2	5.6	7.1	19	7.3
CDD (%)	2.6	1.6	1.3	6.5	9.7	7.8
P95 (%)	4.5	4.5	4.3	10.9	15.1	8.3

Table 2.8 Relative sensitivity (in absolute value) for DS\_RCM for all considered LBCs over the region shown in green area in Figure 2.9. Red refers to the highest sensitivity for a given season and green refers to the lowest sensitivity for a given season. CGCM3 (ECHAM5) is the average sensitivity from both #4 and #5 (#1 and #2) members.





## CONCLUSION

Le sujet de cette thèse était d'étudier, dans un premier temps, la capacité des versions 3 et 4 du Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC) à reproduire les principales caractéristiques (intensité, occurrence et durée) de certains extrêmes de température et de précipitation. Dans un deuxième temps, nous avons quantifié la sensibilité des extrêmes de précipitation simulés par le MRCC aux modifications de la configuration du modèle. Les principales conclusions de ce travail sont présentées dans la suite, ainsi que les limitations de la méthodologie utilisée et un aperçu des travaux à poursuivre.

Les résultats du Chapitre I montrent que l'utilisation d'un schéma de surface terrestre plus élaboré dans la version 4, incorporant de manière plus réaliste les interactions physiques entre les conditions de surface et l'atmosphère ainsi qu'une meilleure représentation du contenu en humidité du sol, améliore substantiellement non seulement la simulation des régimes de température et de précipitation moyenne, mais aussi la simulation des indices d'extrêmes de température et de précipitation analysés. Tel que suggéré dans le dernier rapport du GIEC (2007), cela confirme le rôle important de la paramétrisation des processus physiques de surface comme source potentielle d'incertitude sur la température et la précipitation simulés, ainsi que l'occurrence de la précipitation (Prcp1 et CDD) et la précipitation intense (P90). En particulier, une faible inertie thermique causée par un contenu en humidité dans le sol trop faible dans la version 3 exacerbe la variabilité quotidienne et saisonnière de la température de l'air près de la surface (i.e. à 2m), soit les extrêmes de chaleur quotidien (Tx90), et l'amplitude thermique diurne (DTR) tout en affectant les précipitations quotidiennes intenses (P90) qui tendent également à être plus importantes. En effet, la sécheresse excessive du sol provoque un réchauffement de la température de surface ce qui favorise une convection thermique plus forte, des conditions d'instabilité de l'air, et une convection profonde plus marquée et donc des



précipitations plus intenses (Hohenegger et al. 2009). La forte dépendance des extrêmes considérés vis à vis du schéma de surface utilisé dans deux configurations ou versions du MRCC a permis de confirmer que les MRCs constituent des outils très utiles dans l'analyse de certains processus physiques régionaux à l'origine de certains des mécanismes favorables à l'occurrence et à l'intensité des extrêmes de températures et de précipitation estivaux.

Afin d'augmenter la portée des résultats obtenus, des travaux devraient être poursuivis afin d'inclure un ensemble de simulations permettant ainsi de généraliser les résultats quant à l'influence du schéma de sol sur les extrêmes de température et de précipitation. De plus, une quantification de l'incertitude causée par la méthode d'interpolation choisie pour spatialiser les données des stations de surface devrait être envisagée. En effet, il convient de préciser que le krigeage ordinaire fait l'hypothèse d'une stationnarité des données à l'intérieur du voisinage où les données sont interpolées (Baillargeon 2005). Or, la topographie d'une des régions étudiées dans le Chapitre I (Zone A) met à mal cette hypothèse puisque qu'il existe une relation entre les statistiques des précipitations intenses et l'altitude (Boer et al. 2001; Weisse et Bois 2001) ainsi qu'une amélioration de la précipitation simulée lorsqu'on ajuste les données en fonction de l'altitude (Weisse et Bois 2001; Wehner 2013). Par conséquent, il serait peut-être profitable d'utiliser une méthode de krigeage plus adéquate lorsque la topographie devient significative sur la région d'intérêt, comme le co-krigeage ou le krigeage universel (Boer et al. 2001; Hofstra et al. 2008) ou l'interpolation conditionnelle (Hewitson et Crane 2005) qui consiste à modifier les paramètres d'interpolation en fonction du régime météorologique. De manière générale, tout processus d'interpolation réduit la variabilité spatiale et temporelle de la variable considérée. Pour les indices d'extrêmes tels que le P90, Tx90 et Tn10, l'incertitude due à l'interpolation est donc d'autant plus élevée, justifiant le recours à une ou plusieurs méthodes d'interpolation (Haylock et al. 2008) afin de quantifier l'incertitude reliée à chacun des processus d'interpolation. Par ailleurs, il serait aussi

possible d'incorporer l'effet de l'interpolation dans l'incertitude totale des modèles (tel que suggéré dans le projet européen ENSEMBLES, cf. Haylock et al. 2008) et d'avoir une estimation plus exhaustive de la capacité des modèles à reproduire les extrêmes. Quoi qu'il en soit, peu importe la méthode d'interpolation utilisée, une forte densité de stations d'observation est nécessaire afin d'obtenir des variables régionales interpolées de référence les plus représentatives possibles de la réalité observée, et ainsi améliorer la validation des modèles, en particulier pour une variable comme la précipitation.

Les principaux résultats du Chapitre II montrent que sur la région commune (nord-est de l'Amérique du Nord) :

- Les incertitudes causées par la taille du domaine (DS\_RCM), du choix de membre (M\_AOGCM) et du choix de modèle global (C\_AOGCM) sont toutes supérieures à l'incertitude reliée à la variabilité interne (M\_RCM) du MRCC, illustrant l'importance quant au choix du MCGAO (modèle et membre du même modèle considéré) et de la taille et de la position du domaine d'intégration tel qu'évoquée par Murphy et al. (2009);
- En termes d'incertitude totale (cf. section 2.2.3.2), les sources d'incertitudes les plus importantes en hiver sont (en ordre décroissant) : C\_AOGCM (54%), M\_AOGCM (22%), DS\_RCM (15%) et M\_RCM (10%). En été, elles sont respectivement : C\_AOGCM (56%), DS\_RCM (19%), M\_AOGCM (15%) et M\_RCM (11%);
- La quantification des sources d'incertitude considérée est également dépendante de la taille de l'échantillon. Étant donné que l'incertitude quant à la précipitation intense (i.e. 95<sup>ième</sup> centile) est plus élevée que celle pour la précipitation moyenne, il apparaît important d'utiliser une taille d'échantillon la plus importante possible, notamment pour l'analyse des extrêmes. Ainsi, les

tailles des échantillons utilisés dans des études effectuées sur les valeurs moyennes ne sont donc pas nécessairement représentatives de celles que l'on devrait utiliser *a priori* quand l'incertitude associée à la simulation des extrêmes est abordée. Ceci est d'autant plus important que l'interdépendance entre plusieurs modèles (plusieurs versions du même MRC ou différents MRCs) diminue la taille effective des ensembles et sous-estime les incertitudes analysées (cf. Pennell et Reichler (2010); Knutti et al. (2013));

- En outre, comme le choix du domaine constitue la deuxième source d'incertitudes durant l'été, et selon la région considérée (i.e. la vallée du Saint-Laurent), cette source peut surpasser l'incertitude causée par le choix du MCGAO (i.e. C\_AOGCM). Ceci illustre encore une fois, comme identifié dans le Chapitre I, l'importance des processus physiques régionaux ou locaux dans la simulation des extrêmes de précipitation estivaux dont la variabilité est modulée par les conditions atmosphériques de grande échelle et la configuration (ex. taille du domaine) du MRC. En hiver, la contribution de DS\_RCM à l'incertitude totale arrive au troisième rang derrière C\_AOGCM et M\_AOGCM. Ceci confirme l'importance prépondérante exercée par la circulation atmosphérique de grande échelle, selon le membre ou le MCGAO utilisé comme conditions aux frontières du MRCC, sur la précipitation et les extrêmes hivernaux de précipitation.

Les résultats du Chapitre II suggèrent donc que la taille du domaine a une influence plus marquée en été qu'en hiver sur la précipitation moyenne et les extrêmes de précipitation. Ceci est consistant avec le fait que les processus régionaux ou locaux, comme la convection ou l'humidité contenue dans le sol, ont une plus grande influence durant la saison estivale, en partie parce que la circulation générale y est plus faible, permettant aux processus régionaux d'agir de manière plus importante durant la période où les flux turbulents d'humidité et de chaleur au-dessus

du continent sont, en moyenne, les plus importants de l'année. Par conséquent, toute modification de la grandeur de la région permettant d'inclure ces processus situés en amont de la région d'étude peut modifier substantiellement les résultats. Toutefois, l'influence de la taille du domaine d'intégration ne semble pas avoir d'effet aussi important sur les températures et leurs extrêmes (cf. Annexe D), où cette source d'incertitude est de moindre importance par rapport au choix du membre ou du MCGAO. Par ailleurs, contrairement aux précipitations, la taille du domaine semble avoir un effet plus important en hiver qu'en été pour les températures, ce qui peut être expliqué par l'importance des processus d'advection de température en hiver. Par conséquent, l'incertitude due à une modification de la taille du domaine d'intégration varie selon la variable étudiée, la saison et la région également et l'effet du domaine n'est donc pas généralisable à toutes les variables. Par ailleurs, l'utilisation du plus petit domaine provoque une augmentation des quantités de précipitations, de la fréquence de jours de pluie (Prcp1) et de précipitation intense (P95), ainsi que la variabilité interannuelle par rapport au plus grand domaine. Une attention particulière devrait donc être portée quant au choix du domaine d'intégration (taille et position) dans un MRC selon les processus physiques concernés, les caractéristiques physiographiques des régions situées en amont et au sein de la région d'étude, les caractéristiques de la circulation atmosphérique au-dessus de la région considérée, et les variables ou les saisons à l'étude. Ceci est d'autant plus vrai pour la précipitation, que ce soit en été ou en hiver, une variable pour laquelle certaines sous-régions montrent que la taille du domaine peut expliquer jusqu'à 60% de l'incertitude totale de notre ensemble, en particulier dans les régions montagneuses. L'incertitude totale des extrêmes climatiques simulés est donc constituée par une combinaison de facteurs : effet des forçages à l'échelle globale et des forçages à l'échelle régionale, la taille du domaine, la taille des échantillons et l'erreur sur l'estimation des quantiles.

Les résultats complémentaires obtenus, dans les Chapitres I et II, montrent que les MRCs possèdent une performance inégale selon s'il s'agit de la simulation

des valeurs moyennes ou extrêmes. Dans le Chapitre I, il a été démontré que la capacité du MRCC à simuler le 90<sup>e</sup> centile de la température maximale (Tx90) était moindre que pour la température maximale moyenne (Tmax), en particulier quant à la variabilité interannuelle. Il faut tout de même noter que le 10<sup>e</sup> centile de la température minimale semblait légèrement mieux simulé que la température minimale moyenne, et que cette différence dans la capacité à simuler le champ moyen (Tmin) versus extrême (Tn10) était très inférieure à celle entre Tx90 et Tmax ainsi qu'à celle entre P95 et Precip (pour 2 des 3 régions A et C analysées, voir Annexe B). Le Chapitre II nous a également montré que l'incertitude était plus importante sur le 95<sup>e</sup> centile de la précipitation (P95) que sur la moyenne (Precip). Les raisons à l'origine de ces différences dans la capacité des MRCs à simuler le climat moyen versus les extrêmes sont multiples : 1) comme le démontre l'Annexe A, l'erreur d'estimation pour les centiles élevés est plus importante que pour la moyenne, et cette incertitude d'estimation varie en fonction du centile considéré; 2) incertitude liée à la simulation des extrêmes qui dépend, entre autres, de la précision des paramétrisations régulant les phénomènes reliés au cycle de l'eau; 3) l'incertitude provient aussi de la non-linéarité plus importante des processus générant les extrêmes, et/ou de la combinaison de facteurs variés (linéaires et non-linéaires) impliqués dans l'occurrence des événements extrêmes. Tous ces facteurs favorisent une variabilité interannuelle plus importante des valeurs extrêmes que celle des champs moyens, et révèle la difficulté des MRCs à tenir compte de l'ensemble de ces facteurs à l'origine de la nature « plus chaotique » des extrêmes.

Comme noté précédemment, la robustesse de nos estimations d'incertitude est aussi soumise à l'erreur d'échantillonnage (cf. Chapitre II, section 2.2.3.3). En effet, le nombre d'expériences associées à l'analyse de chaque source d'incertitude varie du simple au double (i.e. le nombre d'expériences associées à DS\_RCM étant égal à 5 versus le nombre d'expériences associées à C\_AOGCM étant égal à 12). Une simple approche par ré-échantillonnage (Efron 1979) a démontré la décroissance rapide de la



l'erreur d'estimation en fonction de la taille de l'échantillon. Ces résultats illustrent l'importance d'utiliser un nombre suffisant de simulations si l'on veut réduire (ou quantifier) adéquatement les erreurs associées au facteur « d'échantillonnage », surtout dans le contexte des analyses d'extrêmes.

L'incertitude, telle que calculée dans le Chapitre II, est plus réduite pour la précipitation saisonnière moyenne et les trois indices d'extrêmes de précipitation, lorsque le MRC partage la même physique que le modèle pilotant le MRC (i.e. CGCM3 avec MRCC version 4, (Paquin 2010)). Dans cette optique, il serait tentant de conclure que la similarité de la physique joue un rôle primordial dans l'incertitude totale, mais la taille de notre échantillon ne nous permet pas de généraliser cette affirmation. Une augmentation du nombre de simulations constituant l'ensemble permettrait de quantifier adéquatement cette composante de l'incertitude causée par la similarité ou différences entre la physique d'un MRC et d'un MCGAO. Dans la perspective où l'on voudrait inclure une analyse optimale d'incertitude dans un ensemble donné, il nous apparaît aussi essentiel de varier les combinaisons MCGAO-MRC qui ne partagent pas la même configuration ou la même paramétrisation physique des phénomènes de sous-échelle. Dans cette optique, les matrices de simulations développées dans le projet NARCCAP (<https://www.narccap.ucar.edu/>) et CORDEX (<http://wcrp-cordex.ipsl.jussieu.fr/>) apparaît très intéressant.

Quelques régions montrent des distributions spatiales d'incertitude plus systématiques ou élevées que d'autres: le long de la côte est américaine, les Appalaches, la région des Grands Lacs et au-dessus de la vallée du Saint-Laurent. Chacune de ces régions possède des caractéristiques climatologiques (densité importante de tempêtes synoptiques sur les Grands Lacs et le long de la côte est) ou physiographiques particulières (présence de topographie ou un contraste terre-mer important). Ce résultat n'est pas surprenant dans la mesure où une plus grande hétérogénéité des conditions de surface dans ces régions amplifie l'effet potentiel des



processus physiques régionaux qui module les caractéristiques du climat. Dans le cas de la région des Grands Lacs, des Appalaches et du Fleuve Saint-Laurent, les configurations des simulations provenant des effets de DS\_RCM, C\_AOGCM et M\_AOGCM montrent une sensibilité plus importante et significative qu'ailleurs, telles que le montrent les Figures 2.4 et 2.8. De manière générale, on remarque que l'incertitude est plus élevée dans les régions possédant des forçages régionaux importants (ex. zones continentales entourant la Baie d'Hudson) et par conséquent ces caractéristiques jouent un rôle primordial dans l'incertitude totale considérée. C'est pourquoi, il s'avère important d'inclure dans le domaine d'intégration des régions ayant des conditions physiographiques différentes afin d'évaluer plus distinctement les facteurs à l'origine des incertitudes dans les variables simulées. Ceci confirme le rôle exercé par des forçages de nature complexe qui peuvent se combiner pour augmenter l'incertitude dans les champs simulés, tel qu'évoqué par Maslin et Austin (2012).

Dans de futurs travaux, ces analyses sur les extrêmes et les incertitudes associées devraient être entreprises dans un contexte de changements climatiques. La capacité d'un modèle à reproduire le climat historique constitue une condition nécessaire mais non suffisante, car il n'est pas garanti que le MRC concerné soit capable de simuler adéquatement certains des processus à l'origine des changements dans les extrêmes dans un climat futur. En effet, l'incertitude associée aux extrêmes, que ce soit pour la température ou la précipitation, est fonction du temps et du contexte météorologique ou climatique (saisonnier ou décennal, i.e. selon les caractéristiques des téléconnexions à grande échelle évoquée au chapitre 2). Ceci peut affecter à la fois l'ampleur et le signe du signal de changement climatique simulé à l'échelle régionale, selon la configuration des MRCs considérés et la combinaison MRC-MCGAO. De plus, des sources additionnelles d'incertitude s'ajoutent à la combinaison de facteurs analysés dans cette thèse contribuant à l'incertitude totale des extrêmes simulés : ex. l'incertitude des scénarios d'émission de gaz à effet de

serre utilisés (Nakicenovic et al. 2000; Murphy et al. 2009) et/ou l'incertitude des paramétrages physiques et leur « performance » dans un climat futur (Hawkins et Sutton 2011).



## ANNEXE A

### Estimation de l'erreur standard en fonction des quantiles

#### 1. Introduction

L'estimation de la moyenne arithmétique d'un échantillon permet de décrire une distribution statistique et constitue un des critères de position d'un échantillon couramment utilisé avec la médiane. Puisqu'un échantillon constitue une réalisation aléatoire d'une population dont la moyenne ( $\mu$ ) et l'écart-type ( $\sigma$ ) sont inconnus, il s'ensuit que l'estimation de la moyenne de l'échantillon est soumise à une erreur d'échantillonnage. Pour la moyenne, cette erreur est nommée l'erreur standard de la moyenne ( $ES_\mu$ ) et dépend de la taille N et de l'écart-type  $\sigma$  d'une population :

$$ES_\mu = \frac{\sigma}{\sqrt{N}} \quad \text{A-1}$$

e.g. Press et al. (1992). Il est aussi connu (Hojo et Pearson 1931) que l'erreur standard de la médiane (ou 2<sup>e</sup> quantile, ou 50<sup>e</sup> centile  $ES_{Q_{50}}$ ) est proportionnel à  $ES_\mu$  :

$$ES_{Q_{50}} = 1.253 \frac{\sigma}{\sqrt{N}} \quad \text{A-2}$$

Dans un contexte de simulations climatiques, l'estimation des extrêmes (i.e. les queues des distributions en fréquence) s'avère être un outil répandu d'analyse, en particulier pour les études d'impacts et hydrologiques. Les deux principales variables d'intérêt sont généralement la température et la précipitation. Dans une première approximation, la température se caractérise le plus souvent par une distribution

statistique normale tandis que la précipitation s'apparente à une distribution statistique de type gamma (ou autre, cf. Vogel et Hanson (2008); Sharma et Singh (2010)). Dans un contexte d'analyse d'incertitude des températures et de la précipitation simulées par les modèles climatiques, il s'avère d'intérêt d'isoler l'incertitude due à l'estimation des quantiles des distributions de ces deux variables. Autrement dit, quelle est l'erreur standard des quantiles estimés pour une distribution normale et gamma?

L'objectif de cette annexe est de généraliser l'équation A-2 afin de calculer l'erreur standard associée à l'estimation des quantiles. On montre que  $ES_Q \propto \frac{\sigma}{\sqrt{N}}$ , puis on calcule numériquement un coefficient  $K$  fonction du quantile  $Q$  pour les distributions normales et gamma tel que :

$$ES_Q = K(Q) \frac{\sigma}{\sqrt{N}} \quad \text{A-3}$$

Dans la section 2 de cette annexe, nous détaillons la procédure de génération numérique des distributions. Dans la section 3, les résultats des estimations des quantiles théoriques seront présentés. Dans la section 4, nous présenterons les résultats obtenus à partir d'une simulation climatique issue du Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC, version 4.2.3), pour ensuite terminer avec quelques remarques et conclusions dans la section 5.

## 2. Méthodologie

L'objectif de cette étude est de déterminer l'erreur standard d'un quantile  $Q$  (où  $Q = 1, 2, \dots, 99$ ) lorsque la taille de l'échantillon de la distribution normale ou gamma

égale  $N$ . La méthode générale est la suivante : on génère un nombre  $i$  de distributions normale ( $D_{Ni}$ ) et gamma ( $D_{Gi}$ ) de taille  $N$  et on estime les quantiles pour chacune des distributions. Pour chaque  $N$  testé, on obtient donc  $i$  estimations (ou une distribution d'estimations  $Z_Q$ ) pour chaque quantile. L'erreur standard des quantiles est définie comme l'écart-type  $\sigma_{Z_Q}$  de la distribution  $Z_Q$  pour une taille  $N$ . On réitère ensuite ces estimations pour d'autres valeurs de  $N$  afin de mesurer la dépendance de  $\sigma_{Z_Q}$  en fonction de la taille  $N$  de l'échantillon.

Différents paramètres ont été utilisés pour la génération des distributions normales et gammas. Les distributions normales ont été estimées dans un premier temps avec des paramètres (nombre d'échantillons et taille des échantillons) assez élevés. Un sous-ensemble a été retenu pour estimer la robustesse de nos résultats en réduisant la taille et le nombre de distributions. Considérant la stabilité de nos résultats, des paramètres plus conservateurs ont été utilisés pour l'estimation de l'incertitude des quantiles de la distribution gamma, nous permettant de réduire le coût de calcul numérique tout en maintenant la robustesse de nos résultats. Pour la distribution normale ( $\mu = 0; \sigma = 1$ ), nous avons testé des tailles d'échantillon de  $N_N = 10, \dots, 8000$  et pour chaque taille  $N_N$ , nous avons généré aléatoirement 15 000 distributions normales ( $D_{Ni}$ ). Pour la distribution gamma ( $\alpha = 1; \Theta = 1$ ), la taille des échantillons varie de  $N_G = 10, \dots, 5000$  et, pour chaque taille  $N_G$ , nous avons généré aléatoirement 8 000 distributions gamma ( $D_{Gi}$ ). Pour chaque distribution  $D_{Ni}$  et  $D_{Gi}$  de taille  $N_N$  et  $N_G$  les quantiles  $Q = 1, 2, \dots, 99$  sont estimés. Pour chaque taille d'échantillon considérée, on obtient donc des distributions de 15 000 et 8 000 estimations pour chacun des quantiles. L'écart-type de ces distributions d'estimations  $Z_Q$  est finalement calculé.



### 3. Résultats

La Figure A.1 montre la valeur de l'écart-type des quantiles (ainsi que la moyenne) estimés en fonction de la taille de l'échantillon  $N$  pour les distributions normales et gammas pour quelques quantiles sélectionnés.

L'erreur standard décroît selon une loi de puissance ( $\propto 1/\sqrt{N}$ ), pour tous les quantiles ainsi que pour la moyenne pour les deux distributions considérées. Les résultats confirment que la loi de décroissance pour la médiane diffère de celle de la moyenne pour une distribution normale tel que prévu par l'équation A-2, mais elle est identique pour une distribution gamma (les deux courbes se superposant l'une sur l'autre, la courbe pour la moyenne étant masquée par celle de la médiane sur la Fig. A.2b). Les résultats confirment aussi que la décroissance de l'erreur standard de la moyenne est bien égale à  $\sigma/\sqrt{N}$ . Pour les quantiles élevés, l'erreur standard est plus importante pour la distribution gamma que pour la distribution normale. En fait une estimation raisonnable pour le centile 99,9 requiert des tailles d'échantillon  $N$  supérieur à ~550 pour une distribution gamma.

Le facteur  $K(Q)$  de l'équation A-3 s'obtient par un ajustement des courbes de la Figure A.1 qui apparaissent comme des droites en termes de  $\ln(N)$ . Nous obtenons le facteur  $K(Q)$  en extrayant la valeur de l'ordonnée à l'origine des courbes associées aux différents quantiles. La Figure A.2 montre la relation linéaire entre le logarithme de l'écart-type et le logarithme de la taille de l'échantillon. La pente donne donc la valeur de l'exposant et la valeur de l'ordonnée à l'origine est donnée par le logarithme de l'écart-type de chaque valeur estimée.

On note une cassure des courbes pour les quantiles les plus élevés, tel qu'observé dans la figure A.1 pour le centile 99,9 pour une distribution gamma. Or, nous observons aussi une valeur similaire ( $N$  supérieur à  $\sim 550$ ) pour une distribution normale. Par exemple, pour le 99<sup>e</sup> centile, cette cassure survient autour de  $\ln(N) \cong 4$ , donc pour une valeur de  $N \cong 55$ . Ces cassures indiquent la taille minimale de l'échantillon pour une estimation adéquate de ce quantile. En deçà de ces cassures, l'erreur ne répond plus à l'équation classique de l'erreur standard. Ces cassures surviennent aux mêmes valeurs de  $N$  pour les deux types de distributions. On remarque aussi que l'estimation de la médiane semble plus instable (Fig. A.2a) que la moyenne jusqu'à une valeur de  $N \cong 16$  pour une distribution normale.

En compilant toutes les ordonnées à l'origine de la Figure A.2, nous pouvons construire la dépendance du coefficient  $K$  en fonction du quantile  $Q$ , telle que montrée à la Figure A.3 (et compilés dans le Tableau A.1). Pour cette figure, nous estimons les ordonnées à l'origine en excluant les valeurs de  $N$  où l'erreur standard n'a pas atteint la stabilité voulue. Par exemple, pour estimer l'ordonnée à l'origine du 99<sup>e</sup> quantile, les données inférieures à  $N \cong 55$  doivent être éliminées. Dans un souci de consistance avec l'évaluation du coefficient du quantile 99,9, nous avons éliminé tous les résultats où  $N \leq 800$  pour tous les quantiles.

On note une symétrie de  $K(Q)$  pour la distribution normale. Les valeurs de  $K(Q)$  pour chaque quantile sont présentées dans le Tableau A.1. Les courbes ajustées des Figures A.3b et A.3c sont les suivantes :

Distribution Normale :

$$K(Q) = e^{\left( \frac{0,0403}{1 - \frac{Q}{50}} \right)^{0,45}}, \text{ pour } 1 \leq Q \leq 99 \quad \text{A-4}$$

Distribution Gamma :

$$K(Q) = 2,3538 + 0,3619 \ln \left[ \frac{Q+100}{Q-100} \right]^{1,7}, \text{ pour } 1 \leq Q \leq 99 \quad \text{A-5}$$

#### 4. Étude de cas

Dans un souci de vérifier les ratios trouvés (Tableau A.1) dans la section 3, nous avons calculé les ratios des écarts-type des valeurs saisonnières (i.e. variabilité interannuelle) de différents quantiles (90, 95 et 99<sup>e</sup> centiles) sur l'écart-type des moyennes saisonnières pour la période 1961-1990 pour une simulation du MRCC (simulation « aet »). Dans cette approche empirique, on considère donc que chaque saison est une réalisation aléatoire d'une population saisonnière de moyenne et d'écart-type inconnus et que chaque valeur de moyenne/quantile est une estimation de cette moyenne/quantile, soumise à une erreur standard. L'écart-type de ces distributions de moyennes et de quantiles représente donc l'erreur standard empirique de ces quantités. À noter que ces calculs empiriques ont été faits pour plusieurs simulations et considérant le peu de variations des résultats entre ces simulations, les résultats d'une seule simulation sont présentés.

La figure A.4 montre le ratio de l'écart-type de trois différents centiles (90, 95 et 99<sup>e</sup>) de la température maximale quotidienne sur l'écart-type de la moyenne saisonnière de la température maximale quotidienne pour les quatre saisons [hiver (DJF), printemps

(MAM), été (JJA) et automne (SON)]. Les ratios théoriques pour une distribution normale pour ces trois quantiles (Fig. A.3a et Tableau A.1) sont de 1,70 (90<sup>e</sup>), 2,10 (95<sup>e</sup>) et 3,58 (99<sup>e</sup>). Les ratios empiriques spatialement moyennés sont inférieurs aux ratios théoriques suggérés au Tableau A.1. Plusieurs raisons peuvent expliquer cette sous-estimation : a) des distributions saisonnières plus ou moins normales, b) les processus physiques limitant la simulation des queues de distribution adéquate, ou c) la variabilité naturelle du système climatique qui influence les distributions saisonnières de manière non-homogène à travers des cycles de longues fréquences. Dans la Figure A.4, on remarque une variation en fonction de la saison considérée où l'été (JJA) et le printemps (MAM) présentent des ratios plus élevés, indiquant une erreur standard des quantiles plus importante que celle pour la moyenne. À noter aussi que certaines régions montrent de valeurs inférieures à 1, ce qui impliquerait que l'erreur standard des moyennes serait plus élevée que celles des quantiles, ce qui constitue un résultat contre-intuitif et peu probable. Ce résultat, principalement présent à l'automne, l'hiver et le printemps, pourrait être lié à la présence de neige et des processus de gel au sol qui engendreraient des interactions non-linéaires et qui seraient à l'origine d'une non-normalité des distributions saisonnières de la température maximale. Il faudrait cependant une étude plus approfondie des distributions saisonnières de Tmax et Tx90 pour pouvoir se prononcer sur cette hypothèse. On note aussi peu de différences entre l'erreur standard du 99<sup>e</sup> et du 95<sup>e</sup> centile où les ratios sont sensiblement similaires contrairement aux valeurs théoriques.

La figure A.5 montre le ratio de l'écart-type de trois différents quantiles (90, 95 et 99<sup>e</sup>) de la précipitation sur l'écart-type de la moyenne saisonnière de la précipitation quotidienne pour les quatre saisons. Les ratios théoriques pour une distribution gamma pour ces trois quantiles (Fig. A.3b et Tableau A.1) sont de 3,00 (90<sup>e</sup>), 4,33 (95<sup>e</sup>) et 9,62 (99<sup>e</sup>). Contrairement à la température, les ratios empiriques spatialement moyennés sont légèrement supérieurs aux ratios théoriques de la Figure A.3b et du

Tableau A.1, à l'exception du centile 99<sup>e</sup> où la moyenne spatiale est assez poche des ratios empiriques mais avec une variabilité spatiale plus importante. On note peu de variations saisonnières ainsi qu'une progression importante des ratios en fonction du quantile considéré, tel qu'attendu d'une distribution gamma (i.e. Figure A.3c).

Dans tous les cas, il est à noter que l'indépendance statistique entre les estimations saisonnières interannuelles des quantiles n'est pas entièrement assurée. On conçoit que la variabilité naturelle du système climatique impose des modes de variabilités à l'échelle intra-annuelle, interannuelle, décennale, voire multi-décennale. En ce sens, nos distributions saisonnières sont donc modulées par cette variabilité naturelle et l'influence de cette variabilité naturelle n'est pas nécessairement uniforme en fonction du quantile et de la saison.

## 5. Conclusion

À partir de nos estimations, nous obtenons une erreur standard qui est proportionnelle au quantile estimé pour les distributions normale et gamma. Puisque l'on considère ici une distribution normale et/ou gamma théorique, on peut donc conclure que cette augmentation de l'incertitude de base en fonction du quantile est le seuil minimal fondamental d'erreur de ces distributions selon la taille de l'échantillon. Cette incertitude sur l'estimation du quantile devrait être prise en compte pour toutes les études où les extrêmes statistiques d'une distribution sont considérés, puisque l'erreur standard renvoie à l'intervalle de confiance d'une statistique donnée.

Nos résultats montrent l'importance de bien considérer la taille des échantillons disponibles avant d'arrêter le choix du quantile étudié. En effet, pour une taille d'échantillon constante (au minimum 55 données selon les calculs présentés à la section Résultats), le simple fait de choisir le 95<sup>e</sup> centile au lieu du 99<sup>e</sup> centile diminue l'erreur standard de 53% pour les variables distribuées selon une distribution



normale et de 94% pour les variables distribuées selon une distribution gamma. D'autant plus que nous notons une instabilité de l'erreur standard lorsque la taille de l'échantillon est insuffisante (i.e.  $N \cong 55$  pour le 99<sup>e</sup> centile). Ainsi, pour les études qui font appel au 99<sup>e</sup> centile, il peut s'avérer primordial de restreindre l'utilisation de ce quantile aux échantillons de tailles supérieures à ce seuil. Dans un contexte d'analyse d'incertitude des extrêmes, cette augmentation de l'erreur d'estimation est d'autant plus importante qu'elle est inhérente à l'opérateur utilisé pour l'estimation et devient donc l'erreur de base de toute mesure de quantile.

Notre étude de cas (section 4) dévoile des ratios empiriques relativement proches de ceux qui ont été trouvés dans la section 3. En ce qui concerne les ratios pour les deux types de distributions, il aurait été pertinent d'estimer des paramètres de distributions normale et gamma plus près des distributions de températures et de précipitations simulées par le MRCC. Ceci nous aurait permis d'éliminer le biais potentiel introduit par une différence de paramètres entre les distributions théoriques et empiriques. Cette dépendance (ou non) du coefficient  $K(Q)$  en fonction des paramètres des distributions reste à étudier. Ce travail pourrait également être poursuivi afin notamment de prendre en compte une distribution empirique non nécessairement normale pour la température, en particulier durant les mois où la présence de la neige et du gel du sol engendre des interactions non-linéaires dans l'évolution des températures de l'air près de la surface, notamment à la fin de l'automne, en hiver et au début du printemps.

À cause de la variabilité naturelle, qui impose des modes de variabilités à l'échelle intra-annuelle, interannuelle, décennale, voire multi-décennale, il s'ensuit que nos distributions saisonnières ne sont pas nécessairement indépendantes. Un traitement plus adéquat des données simulées nous aurait peut-être permis de réduire l'influence



de cette variabilité naturelle sur les distributions saisonnières et d'avoir une meilleure estimation des ratios empiriques.

Finalement, dans un souci d'éliminer toute erreur numérique reliée à l'utilisation d'un programme unique pour la génération de nos distributions aléatoires (Matlab, R2007a, The Mathworks, Natick, Massachusetts), nous avons refait les calculs avec un second programme (R, 2.3.0, R Development Core Team, Vienna, Austria). Les résultats de cette deuxième expérience confirment les résultats obtenus avec Matlab.

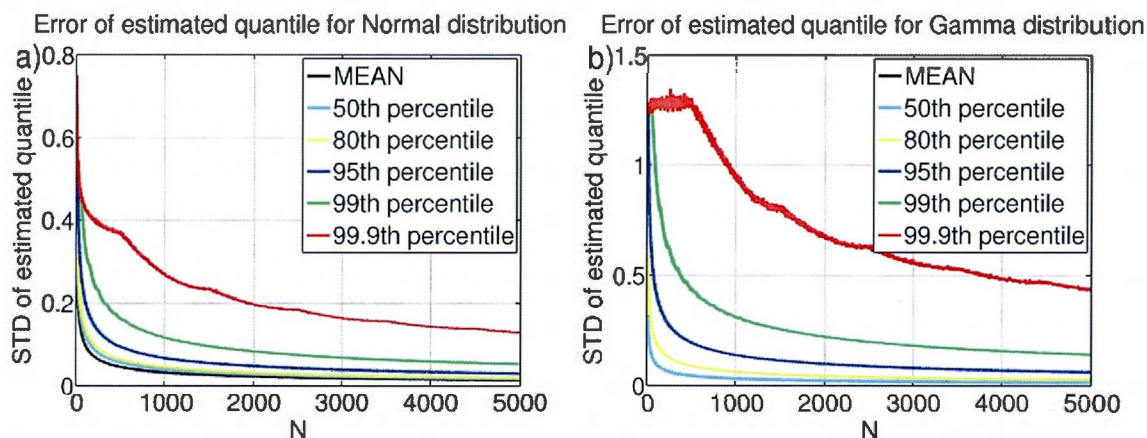


Figure A.1. Écart-type des estimations en fonction de la taille des échantillons pour a) une distribution normale et b) une distribution gamma.

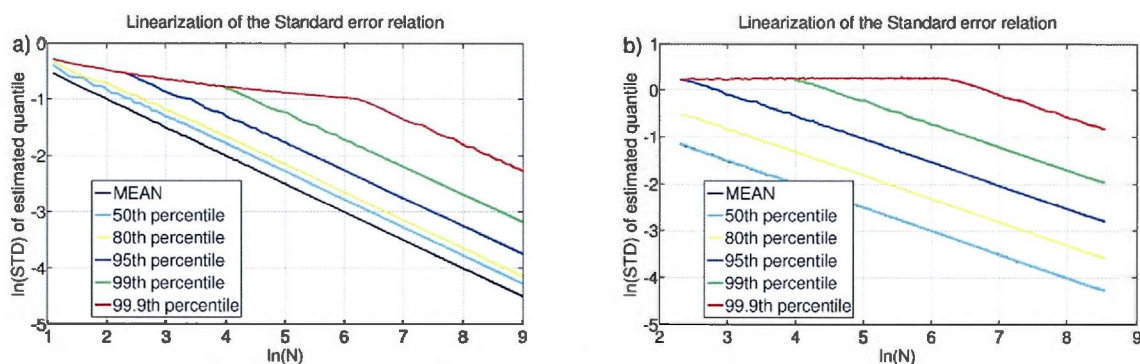


Figure A.2. Linéarisation des courbes de la figure A.1.

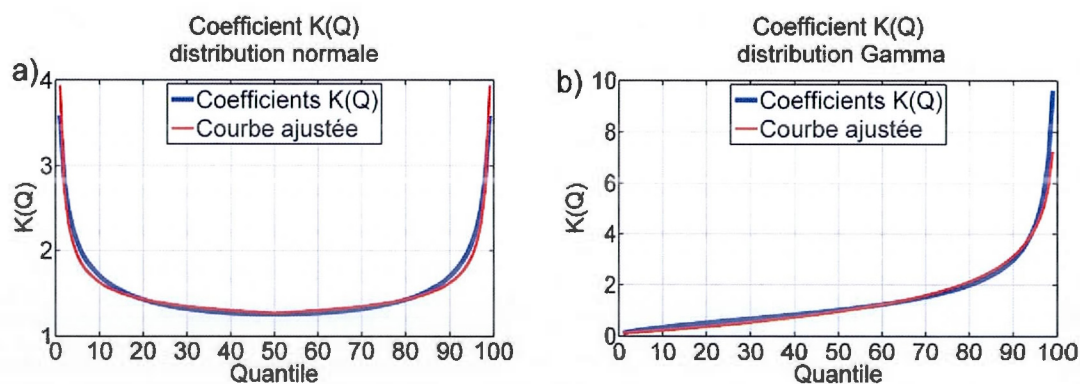


Figure A.3. Dépendance du facteur  $K(Q)$  pour a) la distribution normale, b) l'ajustement entre les 50e et 99e centiles pour la distribution normale, et c) la distribution gamma.

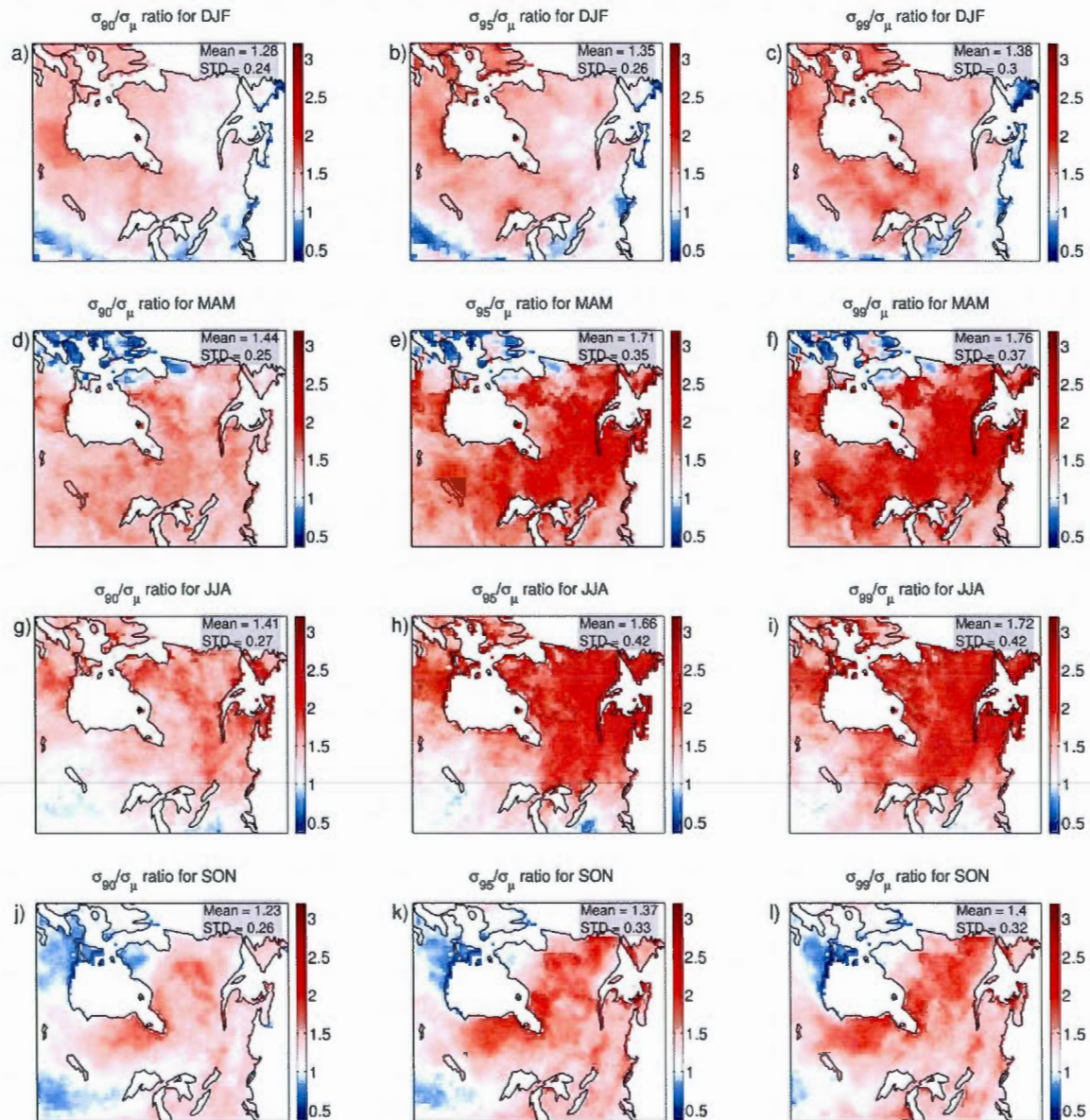


Figure A.4. Ratio de l'écart-type de la variabilité interannuelle des quantiles (90<sup>e</sup>, 95<sup>e</sup>, 99<sup>e</sup>) de la température maximale sur l'écart-type de la variabilité interannuelle de la température maximale moyenne.



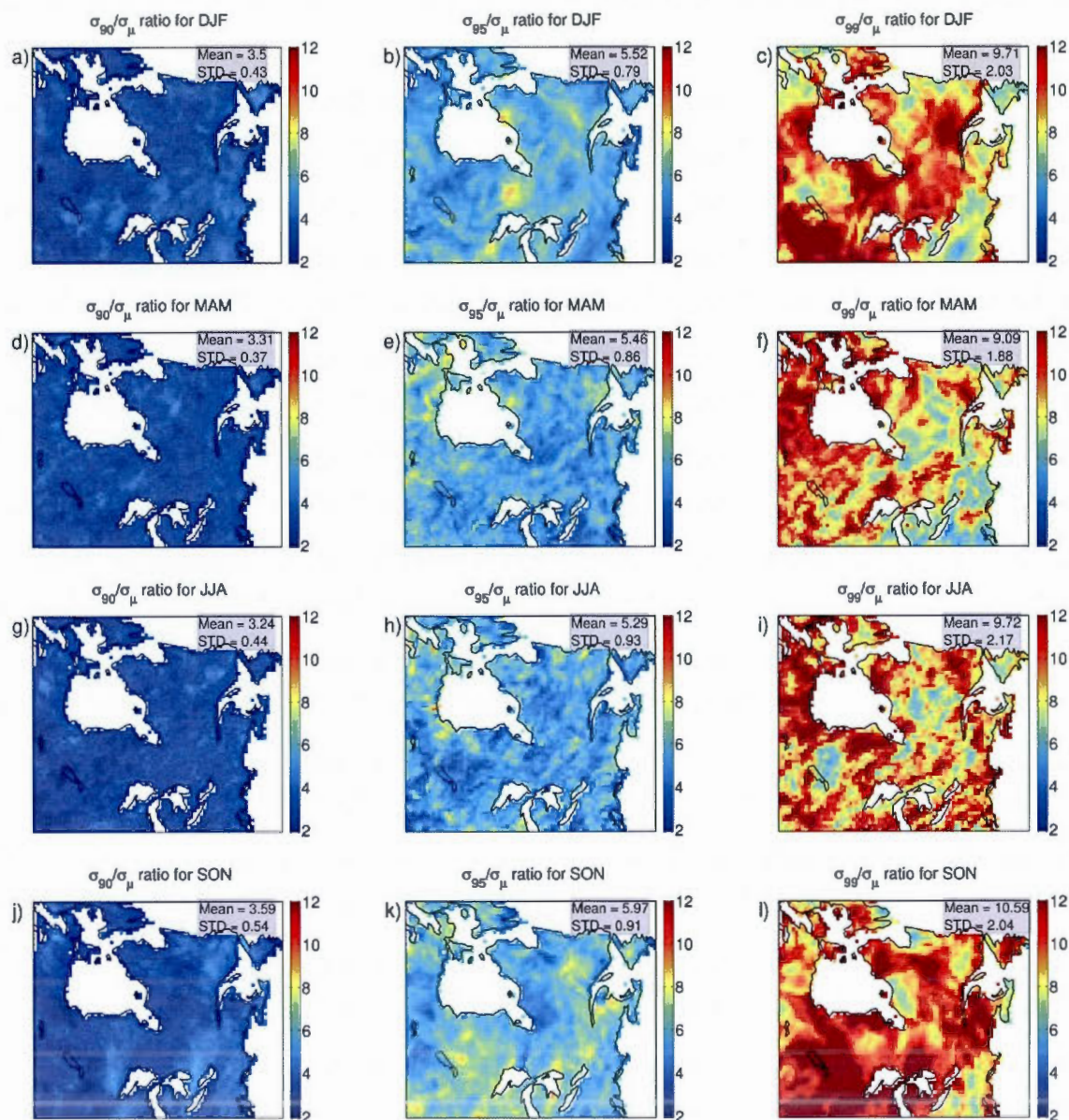


Figure A.5. Ratio de l'écart-type de la variabilité interannuelle des quantiles (90<sup>e</sup>, 95<sup>e</sup>, 99<sup>e</sup>) de la précipitation sur l'écart-type de la variabilité interannuelle de la précipitation moyenne.

Q	K Normal	K Gamma	Q	K Normal	K Gamma
0.1	6.9255	0.0543	51	1.2513	1.0195
1	3.5854	0.1079	52	1.2521	1.0399
2	2.8319	0.1483	53	1.2526	1.0608
3	2.4719	0.1803	54	1.2536	1.0822
4	2.2487	0.2084	55	1.2545	1.1046
5	2.0941	0.2336	56	1.2563	1.1265
6	1.9788	0.2561	57	1.258	1.1506
7	1.8874	0.2771	58	1.2598	1.1744
8	1.8138	0.2971	59	1.2619	1.1985
9	1.7552	0.3165	60	1.2648	1.2236
10	1.7036	0.3349	61	1.2678	1.2487
11	1.6593	0.3532	62	1.2712	1.2761
12	1.6187	0.3706	63	1.2751	1.303
13	1.5849	0.3875	64	1.2794	1.3313
14	1.5547	0.4043	65	1.2842	1.3601
15	1.5274	0.4209	66	1.2893	1.3884
16	1.5028	0.4373	67	1.2948	1.421
17	1.4805	0.4537	68	1.3006	1.4527
18	1.4608	0.47	69	1.3066	1.4892
19	1.4422	0.4863	70	1.3129	1.5243
20	1.4252	0.5018	71	1.3214	1.5607
21	1.4096	0.5171	72	1.3297	1.5986
22	1.3955	0.5324	73	1.3389	1.6402
23	1.3823	0.5481	74	1.3486	1.6837
24	1.3699	0.564	75	1.3593	1.7288
25	1.3591	0.5791	76	1.3701	1.777
26	1.3486	0.5939	77	1.3824	1.8264
27	1.3392	0.6093	78	1.3953	1.8788
28	1.3304	0.6249	79	1.4088	1.9353
29	1.3226	0.64	80	1.4234	1.9951
30	1.3154	0.6555	81	1.44	2.059
31	1.3078	0.6708	82	1.4579	2.1278
32	1.3012	0.6867	83	1.4784	2.2021
33	1.2954	0.7022	84	1.5016	2.284
34	1.2897	0.7177	85	1.5265	2.3756
35	1.2843	0.7343	86	1.5528	2.4717
36	1.2793	0.7504	87	1.5834	2.5762
37	1.275	0.7671	88	1.6177	2.6979
38	1.2711	0.7834	89	1.6572	2.8343
39	1.2676	0.8003	90	1.7018	2.9891
40	1.2644	0.8174	91	1.7533	3.1697
41	1.2617	0.8343	92	1.8153	3.38
42	1.2598	0.8511	93	1.8882	3.6361
43	1.2582	0.8695	94	1.9785	3.9461
44	1.2555	0.8866	95	2.094	4.3346
45	1.2539	0.9048	96	2.2495	4.8665
46	1.2526	0.923	97	2.4696	5.6405
47	1.2519	0.941	98	2.8292	6.895
48	1.2511	0.9604	99	3.5828	9.6179
49	1.251	0.9803	99.9	6.9312	25.421
50	1.2513	1.0019			

Tableau A.1. Coefficient de correction de l'erreur standard des quantiles pour les distributions normale et gamma.

## ANNEXE B

Résultats complémentaires du Chapitre I sur la zone B et C

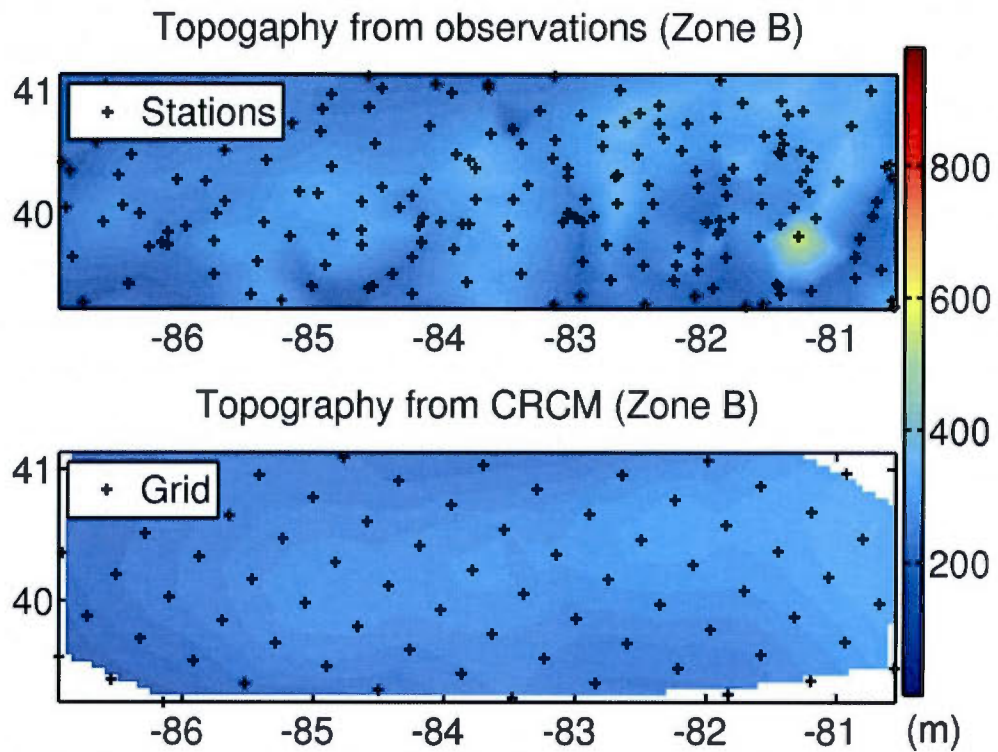


Figure B.1 The topography (in m) of region B is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b) CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with  $1/6^\circ \times 1/6^\circ$  gridded topography).



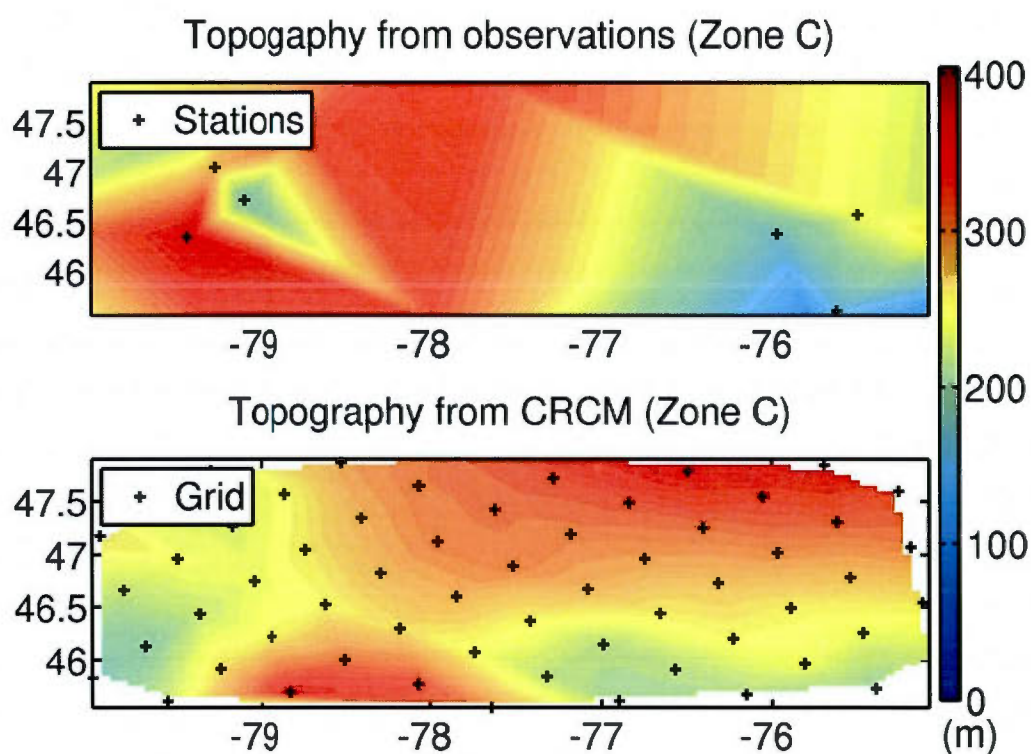


Figure B.2 The topography (in m) of region C is given from a) observed meteorological stations (564 stations) and b) CRCM 45-km grid (interpolated from US Navy with  $1/6^\circ \times 1/6^\circ$  gridded topography).

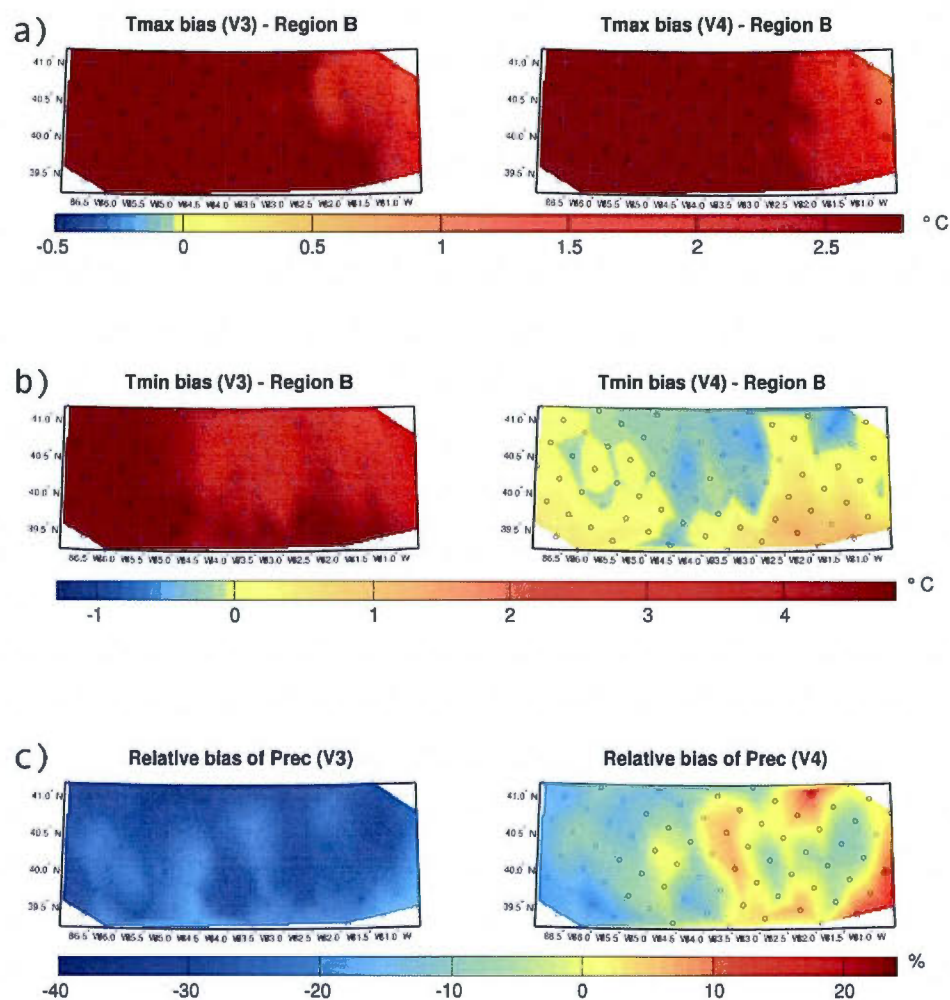


Figure B.3 Bias in region B for V3 and V4 runs with respect to kriged values of a) Tmax and, b) Tmin (absolute values in °C), and c) precipitation (relative values in %). All values are computed for the summer season (JJA) and over the 1961-1990 period.

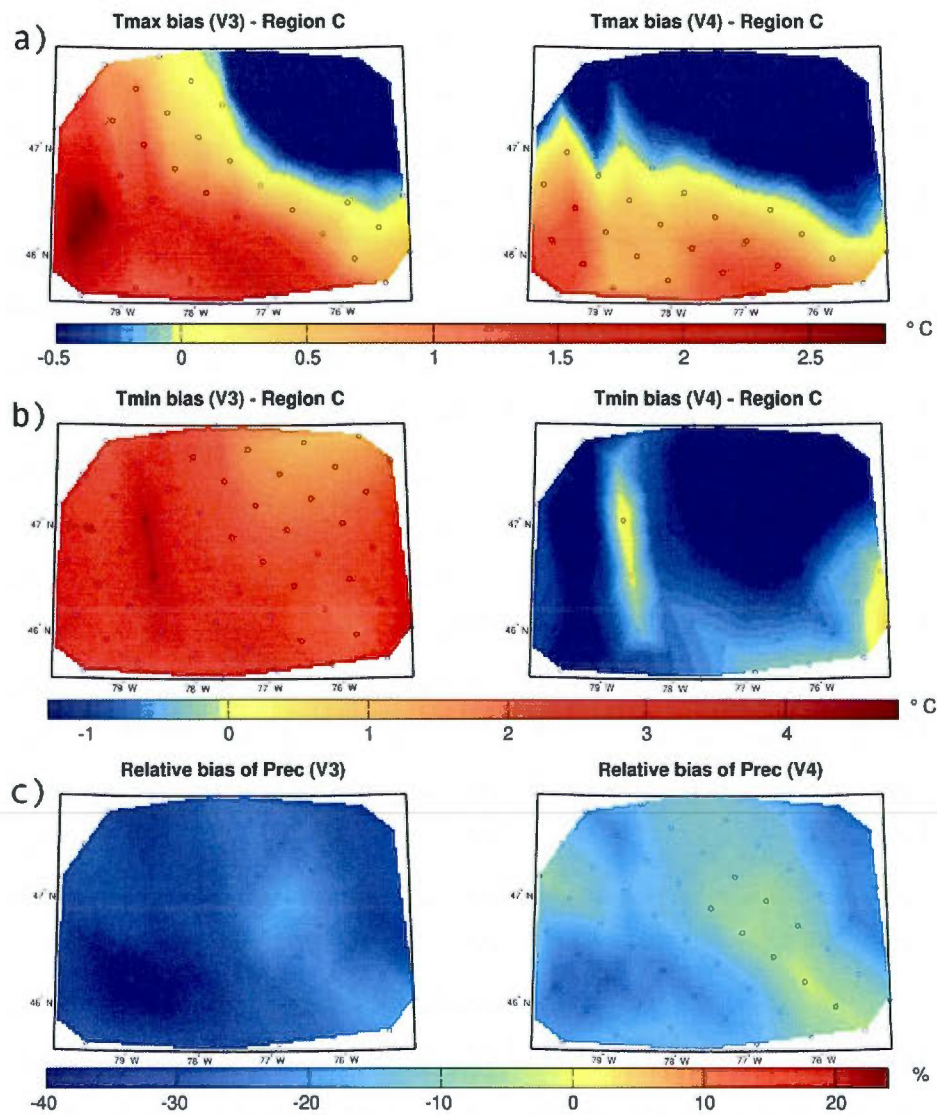


Figure B.4 Bias in region C for V3 and V4 runs with respect to kriged values of a) Tmax and, b) Tmin (absolute values in °C), and c) precipitation (relative values in %). All values are computed for the summer season (JJA) and over the 1961-1990 period.

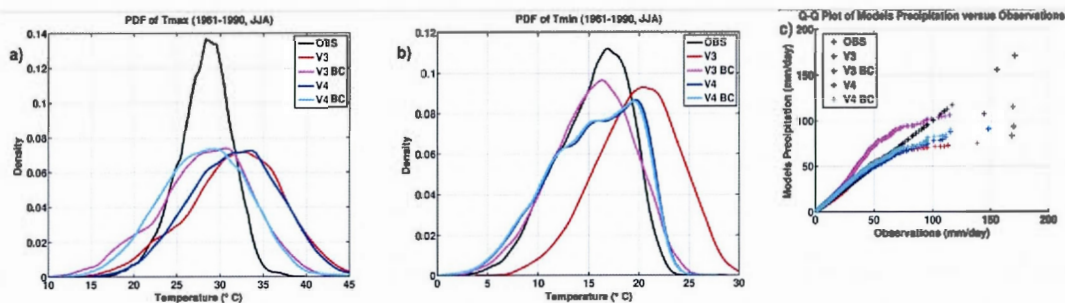


Figure B.5 Summertime PDFs for region B of a) Tmax and b) Tmin (in °C) and c) Q-Q plot (in mm/day) of raw and BC variables. For Tmax and Tmin, the kernel-smoothing algorithm was used for the computation of probability estimate.

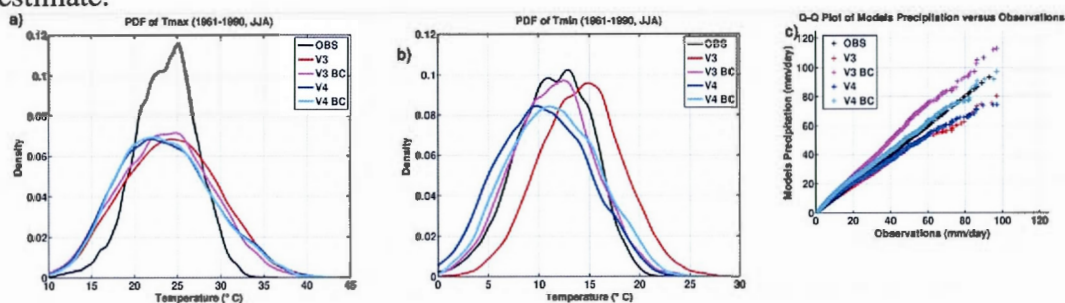


Figure B.6 Summertime PDFs for region C of a) Tmax and b) Tmin (in °C) and c) Q-Q plot (in mm/day) of raw and BC variables. For Tmax and Tmin, the kernel-smoothing algorithm was used for the computation of probability estimate.



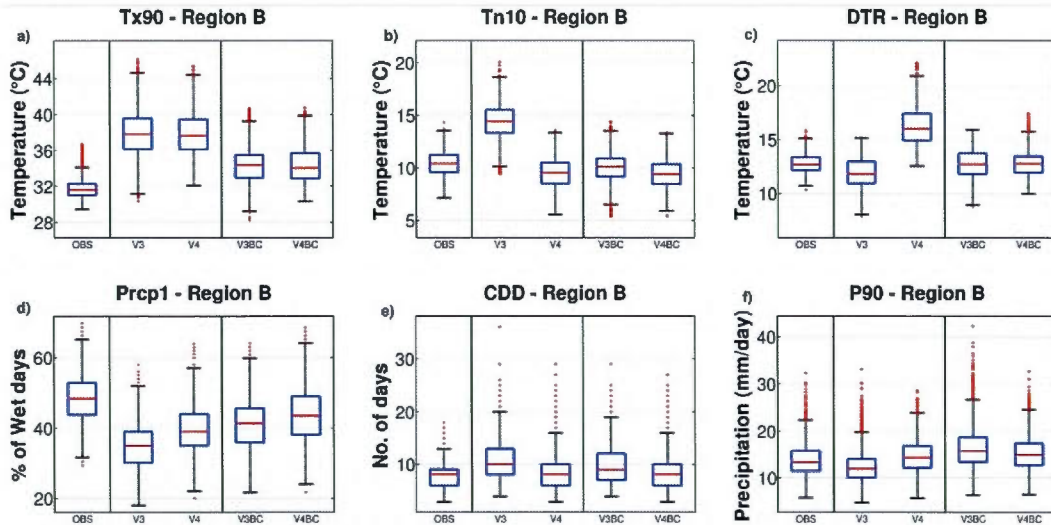


Figure B.7 Box-plot graphs for region B for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. Middle red line indicates the median, blue rectangle is the Inter-Quartile Range (IQR), the whisker corresponds to the values of  $1.5 \times \text{IQR}$  and red dots to outliers.

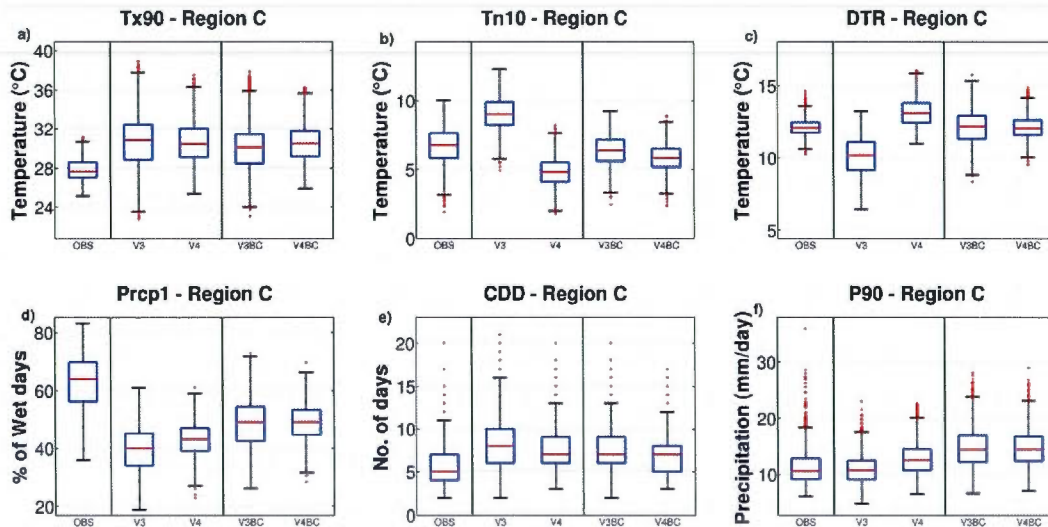


Figure B.8 Box-plot graphs for region C for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. Middle red line indicates the median, blue rectangle is the Inter-Quartile Range (IQR), the whisker corresponds to the values of  $1.5 \times \text{IQR}$  and red dots to outliers.



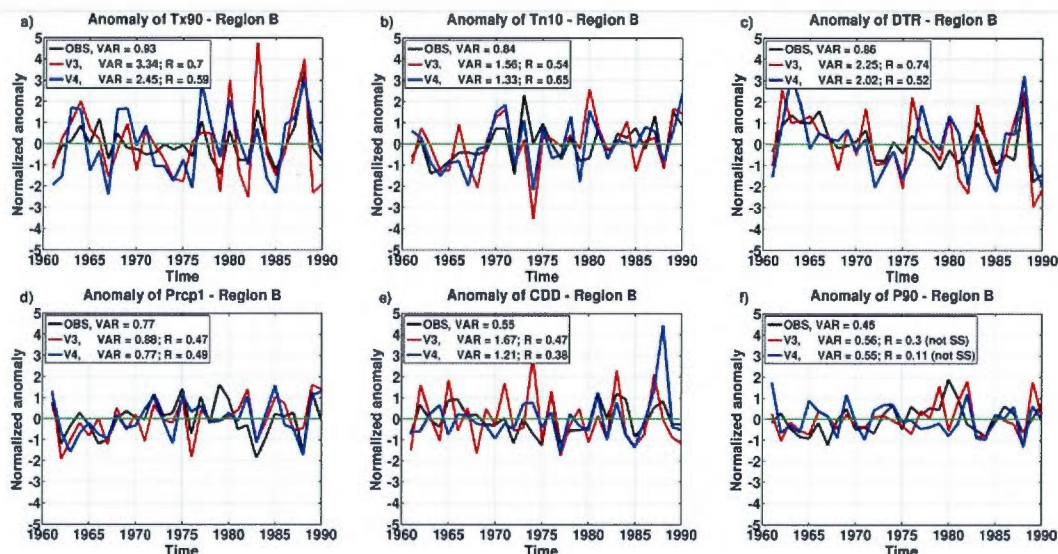


Figure B.9 Standardized Anomaly for region B for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. VAR is the variance of the time series and R is the Spearman correlation score. Only statistically significant correlations are retained (at the 95% level). "Not SS" means that the correlation is not statistically significant.

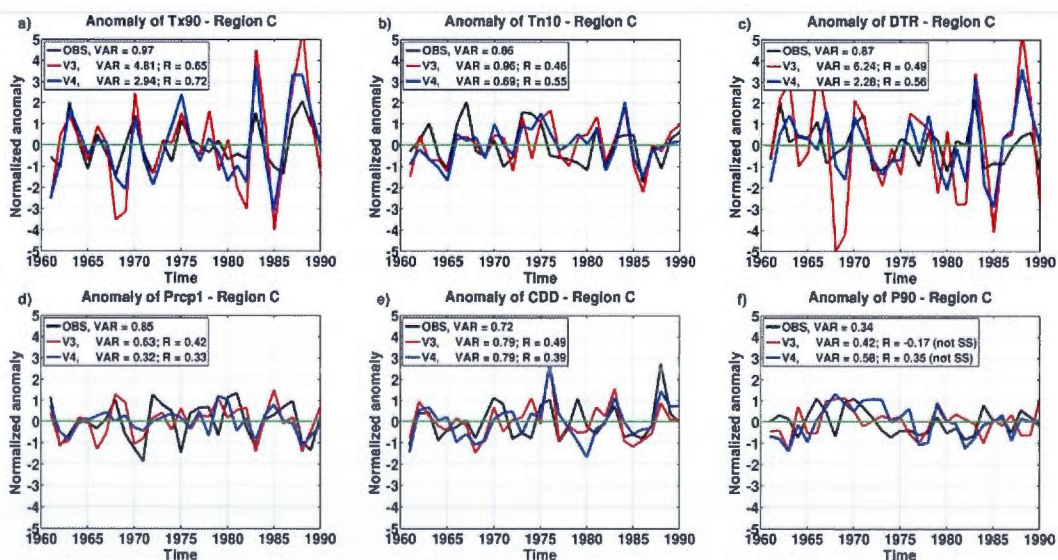


Figure B.10 Standardized Anomaly for region C for a) Tx90, b) Tn10, c) DTR, d) Prcp1, e) CDD, and f) P90 for region A. VAR is the variance of the time series and R is the Spearman correlation score. Only statistically significant correlations are retained (at the 95% level). "Not SS" means that the correlation is not statistically significant.



## ANNEXE C

### Climatologie de la précipitation saisonnière moyenne et des indices d'extrêmes de précipitations du Chapitre II

Cette annexe montre la climatologie de toutes les simulations utilisées dans le Chapitre II ainsi que les simulations futures (2041-2070) qui n'ont pas été utilisées. Le titre de chaque figure indique la saison (DJF et JJA), la période (1961-1990 et 2041-2070), les données utilisées pour piloter le MRCC (CGCM3#4, CGCM3#5, ECHAM5#1, ECHAM5#2 et ERA40), le grille du MRCC (AMNO et QC).



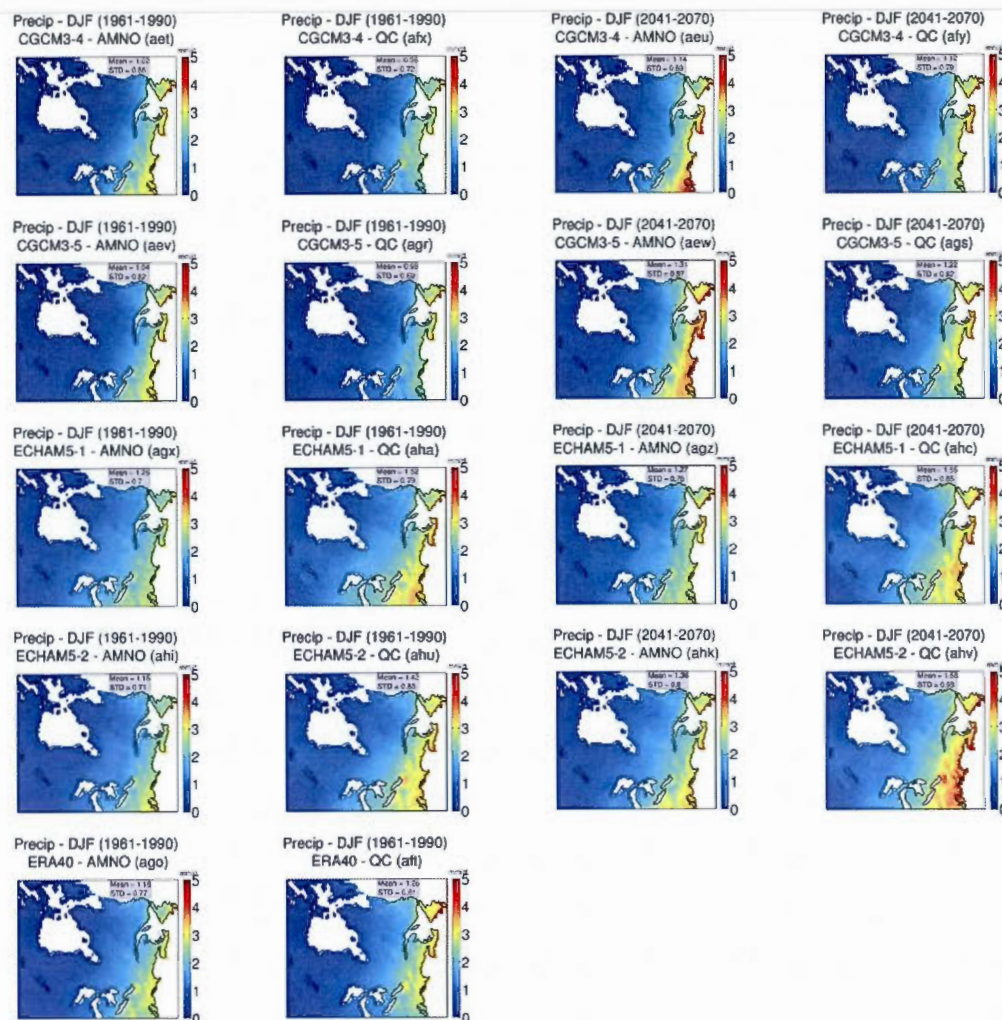


Figure C.1 Climatologie de la précipitation saisonnière moyenne (Precip) pour DJF pour les simulations historiques et futures. La 1<sup>ère</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2<sup>ème</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille QC.



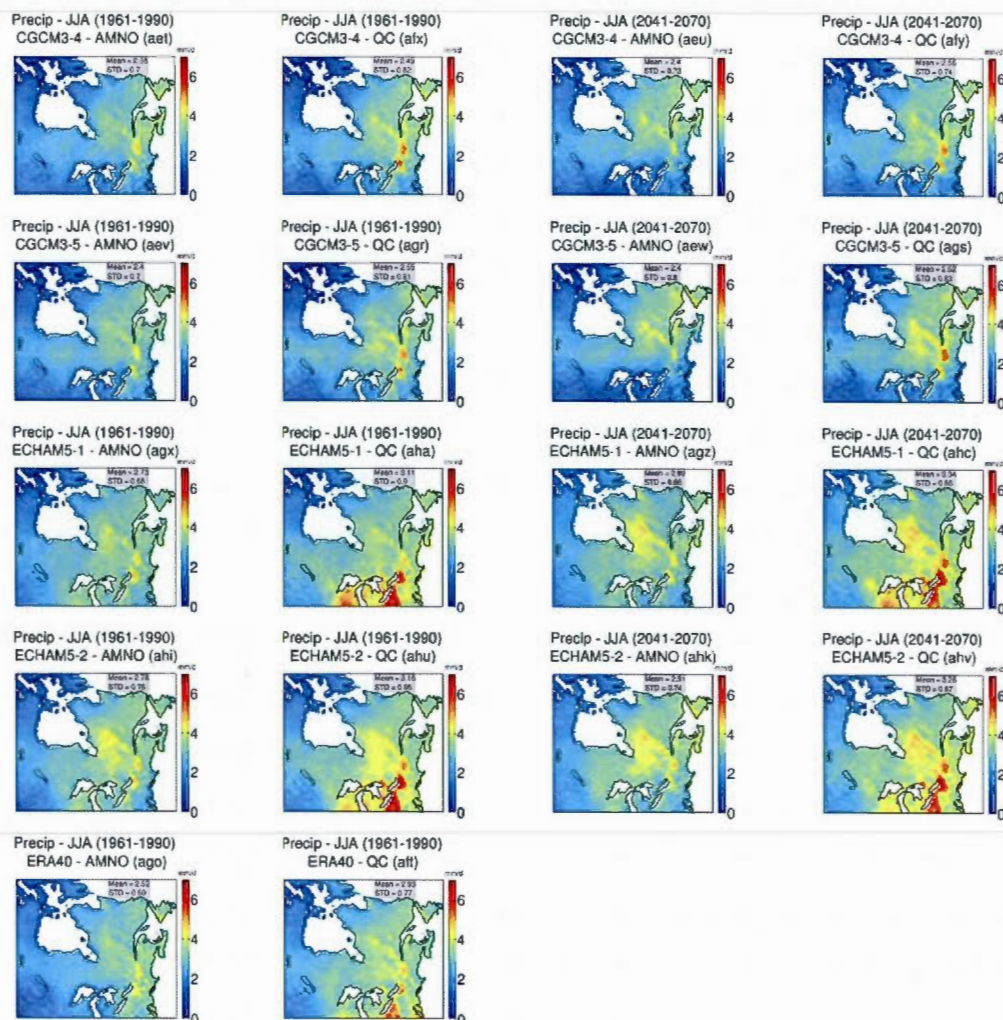


Figure C.2 Climatologie de la précipitation saisonnière moyenne (Precip) pour JJA pour les simulations historiques et futures. La 1<sup>ère</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2<sup>ème</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille QC.

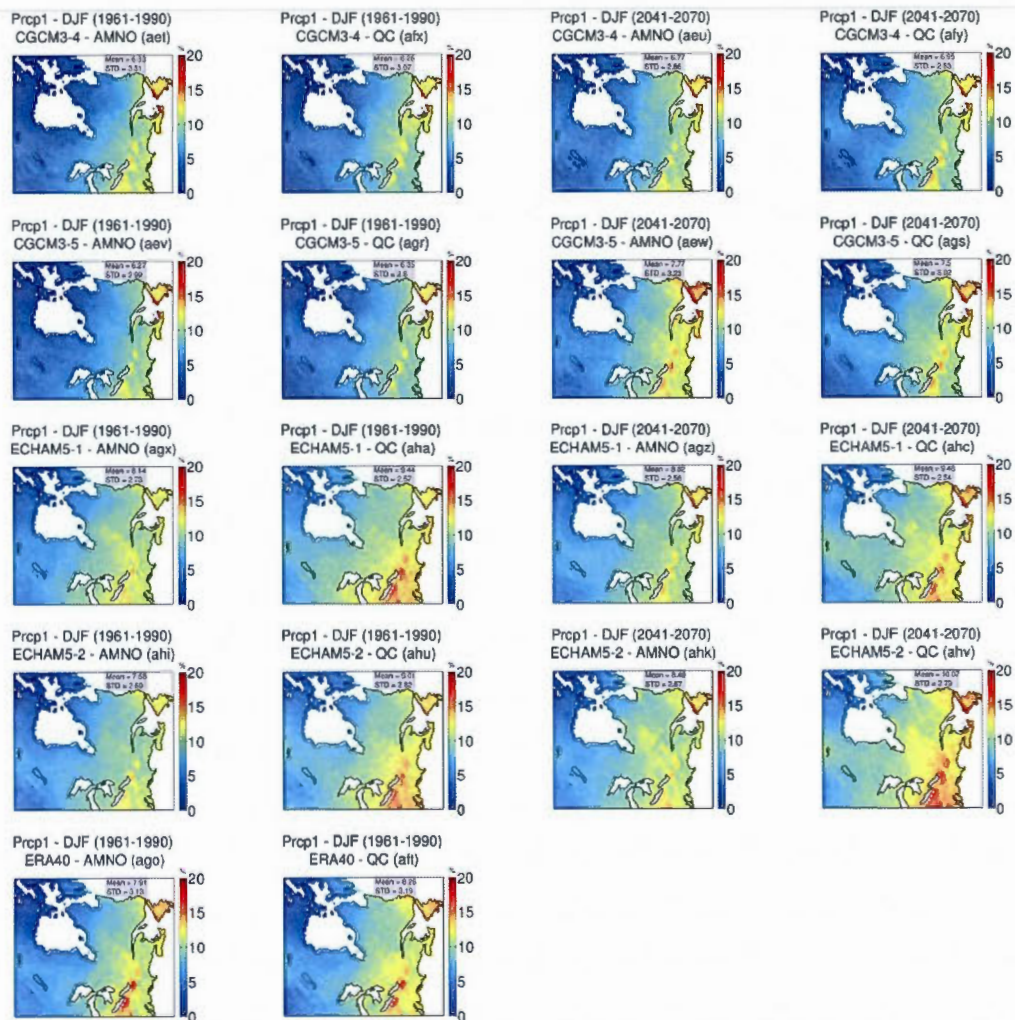


Figure C.3 Climatologie de Prcp1 pour DJF pour les simulations historiques et futures. La 1<sup>ère</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2<sup>ème</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille QC.



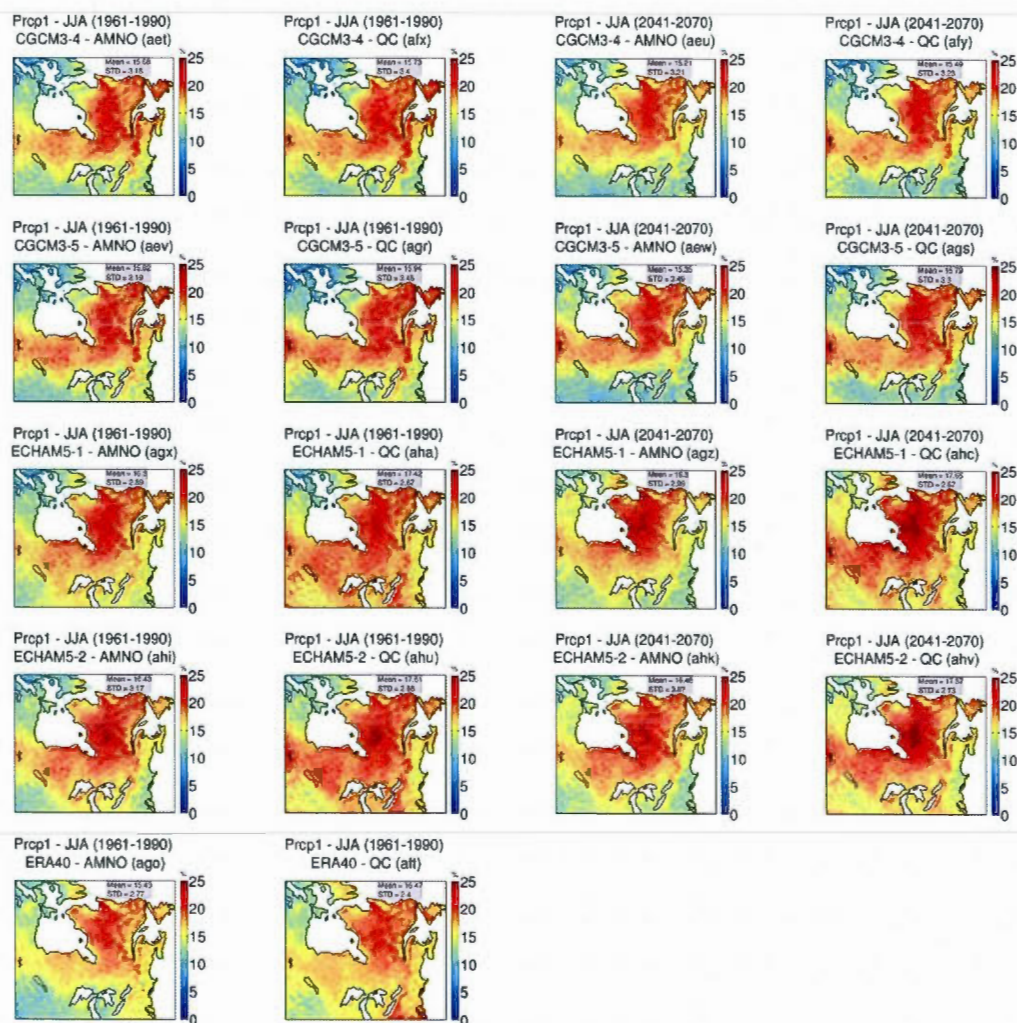


Figure C.4 Climatologie de Prcp1 pour JJA pour les simulations historiques et futures. La 1<sup>ère</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2<sup>ème</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille QC.

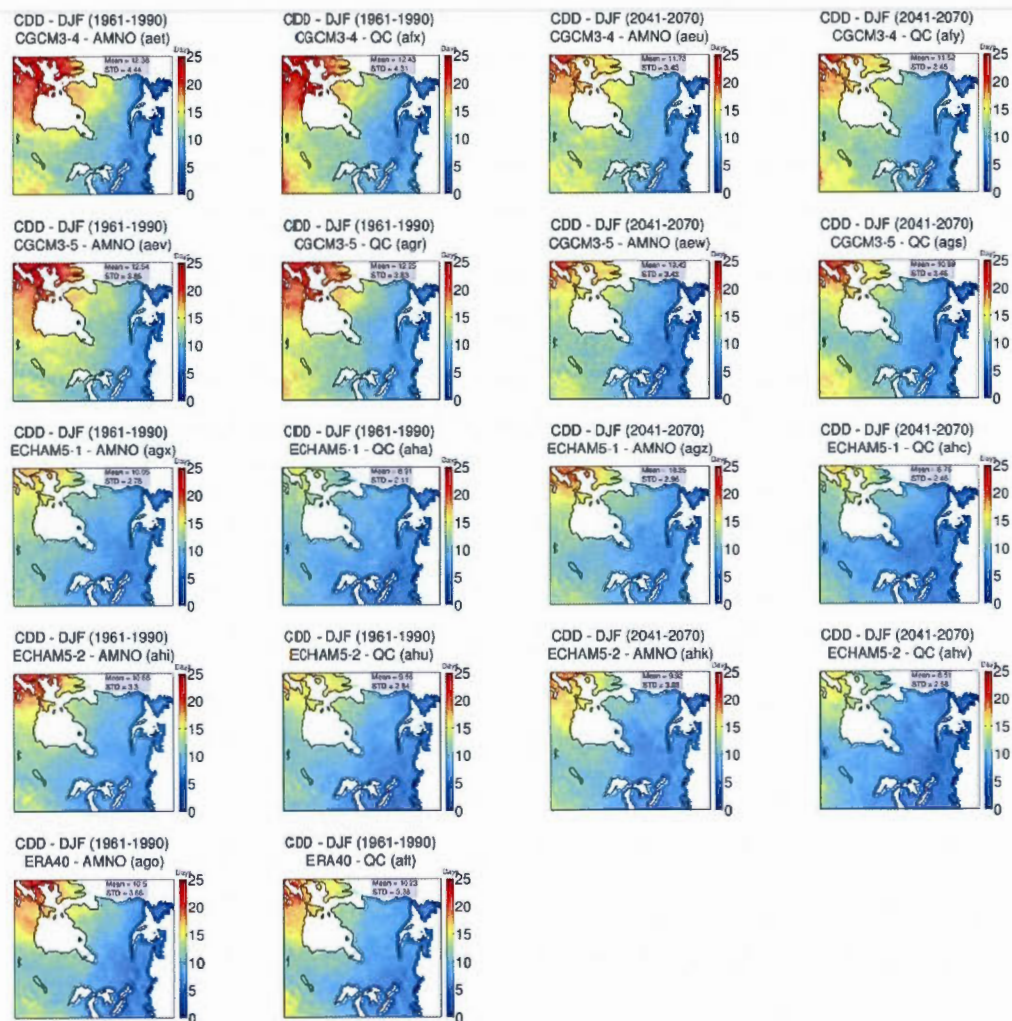


Figure C.5 Climatologie de CDD pour DJF pour les simulations historiques et futures. La 1<sup>ère</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2<sup>ème</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille QC.



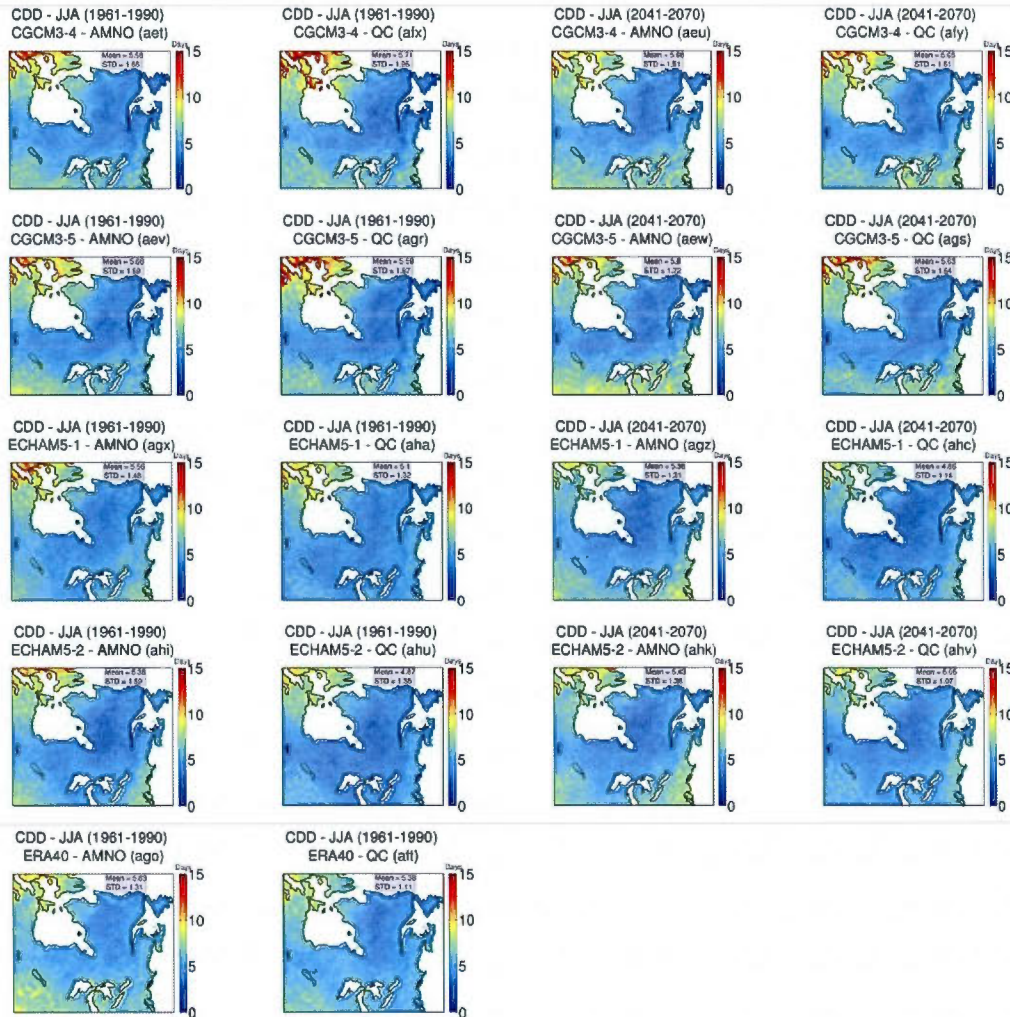


Figure C.6 Climatologie de CDD pour JJA pour les simulations historiques et futures. La 1<sup>ière</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2<sup>ème</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille QC.





Figure C.7 Climatologie de P95 pour DJF pour les simulations historiques et futures. La 1<sup>ière</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2<sup>ème</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4<sup>ème</sup> colonne montre la période future avec la grille QC.

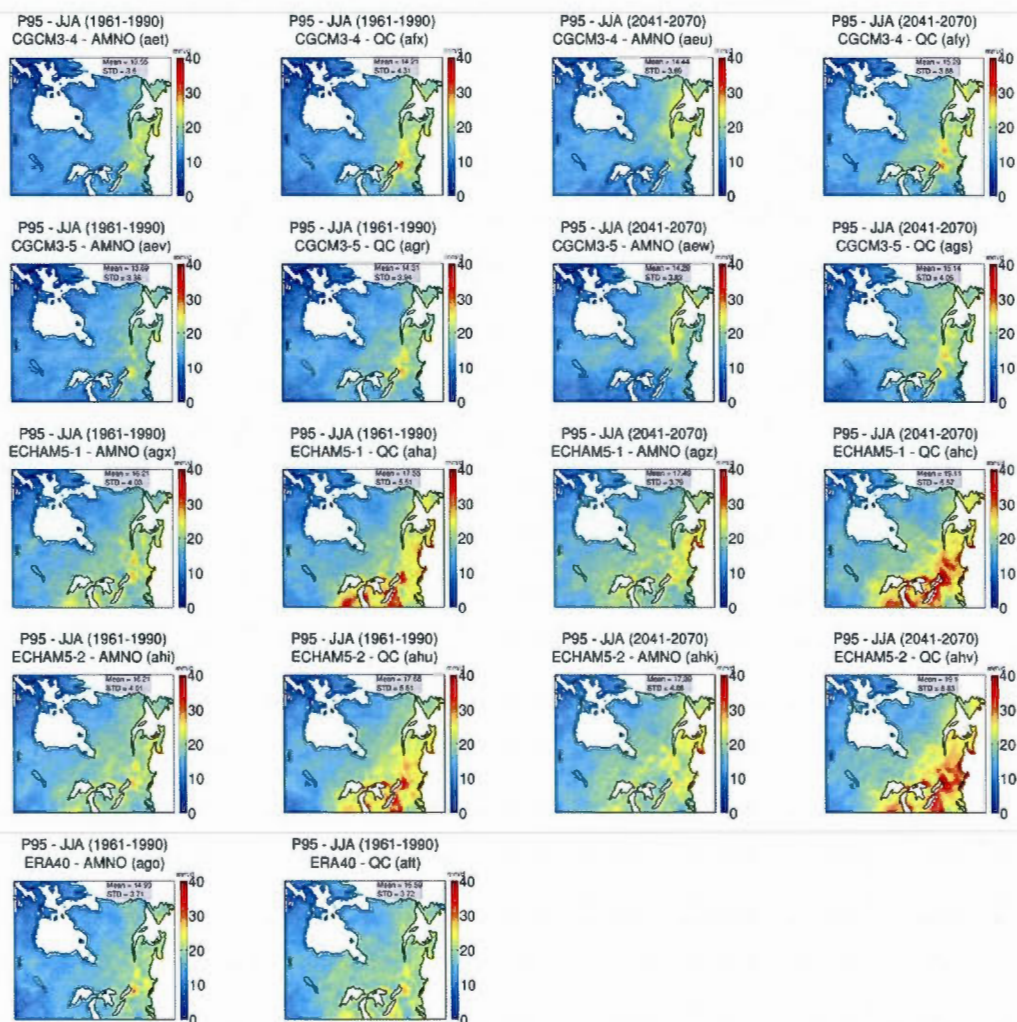


Figure C.8 Climatologie de P95 pour JJA pour les simulations historiques et futures. La 1<sup>ière</sup> colonne montre la période historique avec la grille AMNO. La 2<sup>ième</sup> colonne montre la période historique avec la grille QC. La 3<sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille AMNO et la 4<sup>ième</sup> colonne montre la période future avec la grille QC.

## ANNEXE D

### Incertitudes des indices d'extrêmes de températures

Cette section présente les résultats de sensibilité des sources d'incertitudes (M\_RCM, DS\_RCM, M\_AOGCM et C\_AOGCM) présenté au Chapitre II pour la température maximale (Tmax) et minimale (Tmin) et les indices d'extrêmes de températures (Tx90, le 90<sup>ième</sup> centile de la distribution saisonnière de Tmax à l'échelle quotidienne et Tn10, le 10<sup>ième</sup> centile de la distribution saisonnière de Tmin à l'échelle quotidienne).

La corrélation spatiale est très peu affectée (Figure D.1) par les différentes configurations du MRCC et demeure similaire à la sensibilité causée par la variabilité interne (M\_RCM). En ce qui concerne la variance de la variabilité interannuelle (i.e. VR), les variables de bases (Tmax et Tmin) ont une sensibilité légèrement inférieure à leurs extrêmes respectifs, avec des valeurs variant de 0,5 à 1,7 pour Tmax et Tmin et de 0,5 à 2 pour Tx90 et Tn10. Pour C\_AOGCM, il est intéressant de constater que la variance est systématiquement sous-estimée ( $VR < 1$ ) durant l'hiver, tandis qu'elle est systématiquement surestimée ( $VR > 1$ ) durant l'été. Pour la sensibilité absolue moyenne d'ensemble (EAMS, Figure D.2 et D.3) pour les deux saisons, on remarque des patrons spatiaux similaires entre Tmax et Tx90 ainsi que Tmin et Tn10 pour DS\_RCM, C\_AOGCM et M\_AOGCM. L'amplitude de ces patrons est plus importante pour les extrêmes (Tx90 et Tn10) que pour la moyenne des variables. On note cependant, pour C\_AOGCM, qu'au sud de la Baie d'Hudson pour DJF, Tx90 montre un fort signal de sensibilité, signal qui n'est pas présent pour Tmax (Figure D.2, colonne du milieu). Pour JJA, en ce qui concerne la fraction de l'incertitude totale (Figure E.4 et E.5), DS\_RCM arrive systématiquement en troisième position, derrière C\_AOGCM et M\_AOGCM. C\_AOGCM prends plus d'importance durant JJA que DJF, pour tous les indices et variables.



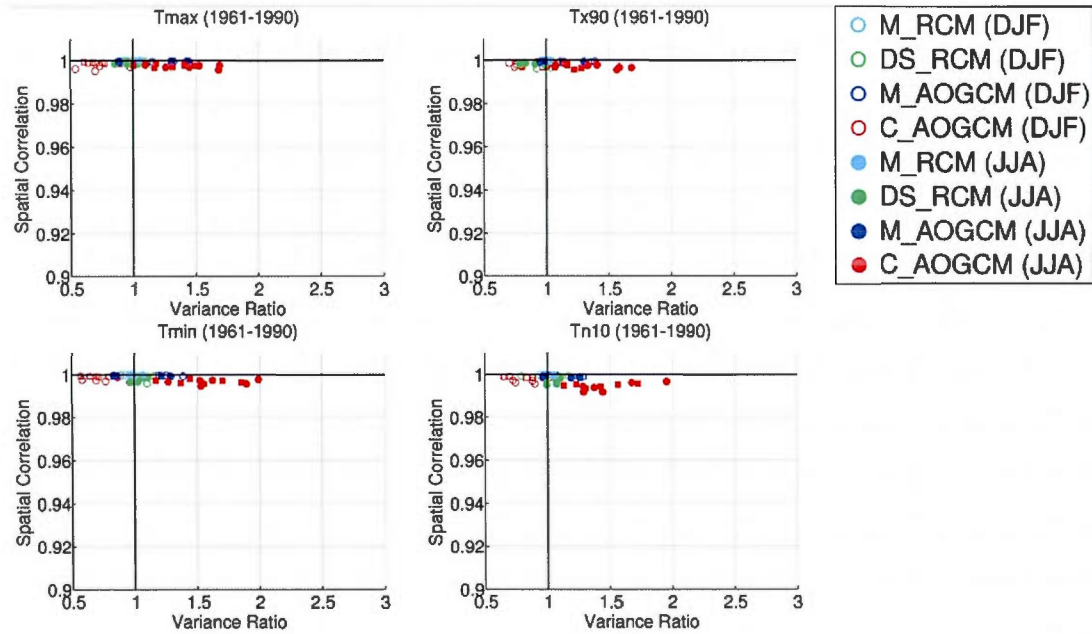


Figure D.1 Variance ratio (VR) and spatial correlation (SC) for all the experiment defined in Table 2.3. Cyan color is for the internal variability (M\_RCM), green color is for the choice of domain (DS\_RCM), blue color is for the choice of member (M\_AOGCM) and red color is for the choice of AOGCM (C\_AOGCM). Open marker represent winter (DJF) season while a filled marker represent summer (JJA) season.

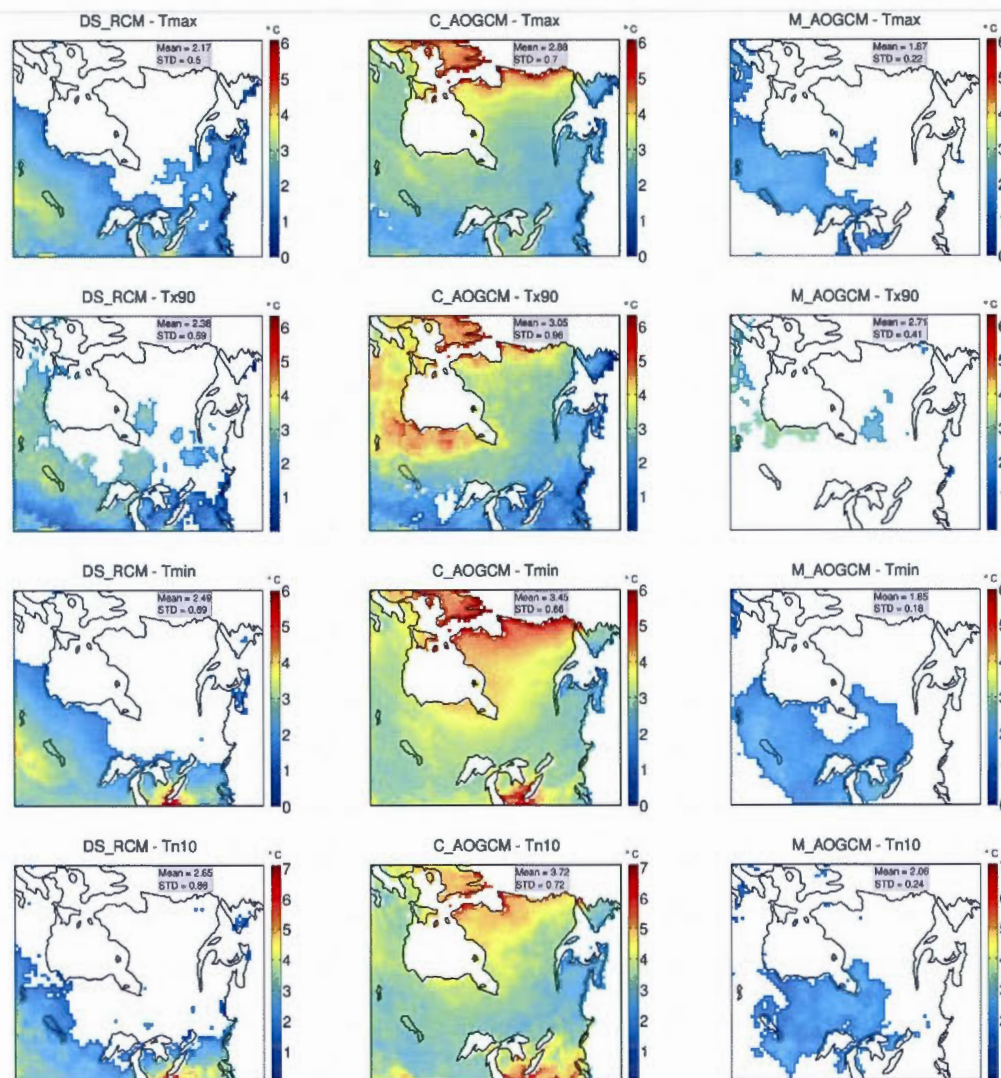


Figure D.2 Winter (DJF) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale.



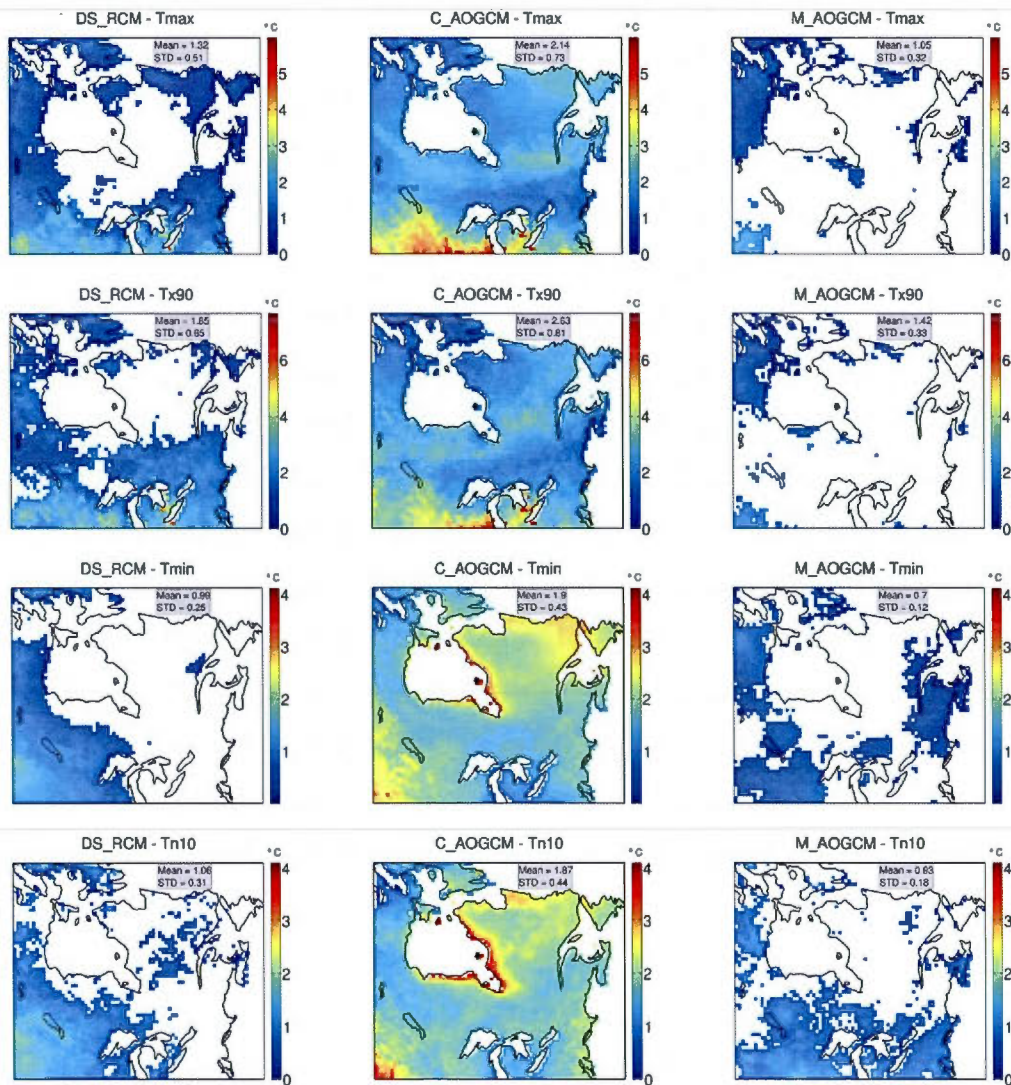


Figure D.3 Summer (JJA) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale.

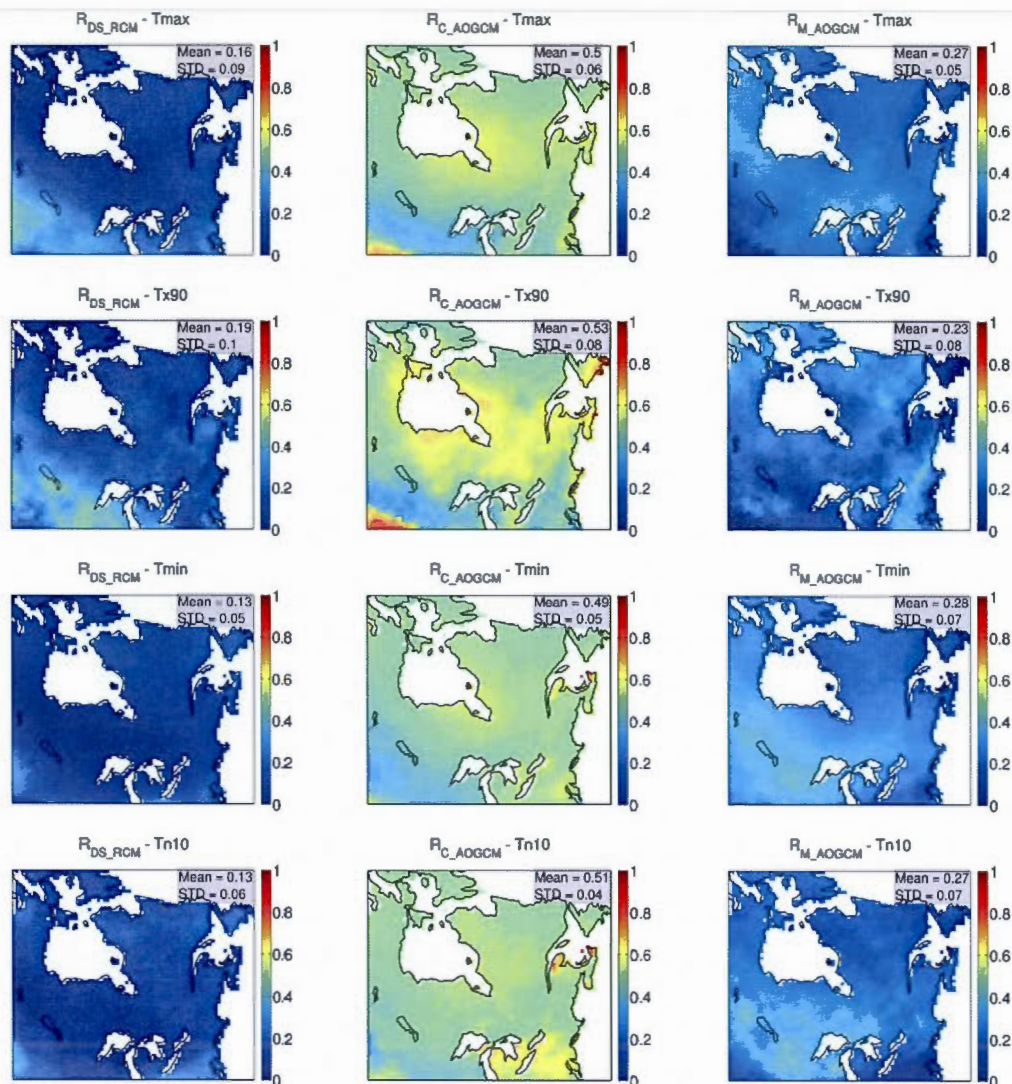


Figure D.4 Winter (DJF) relative contribution to the total uncertainty ( $R$ ) of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Precip1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l).



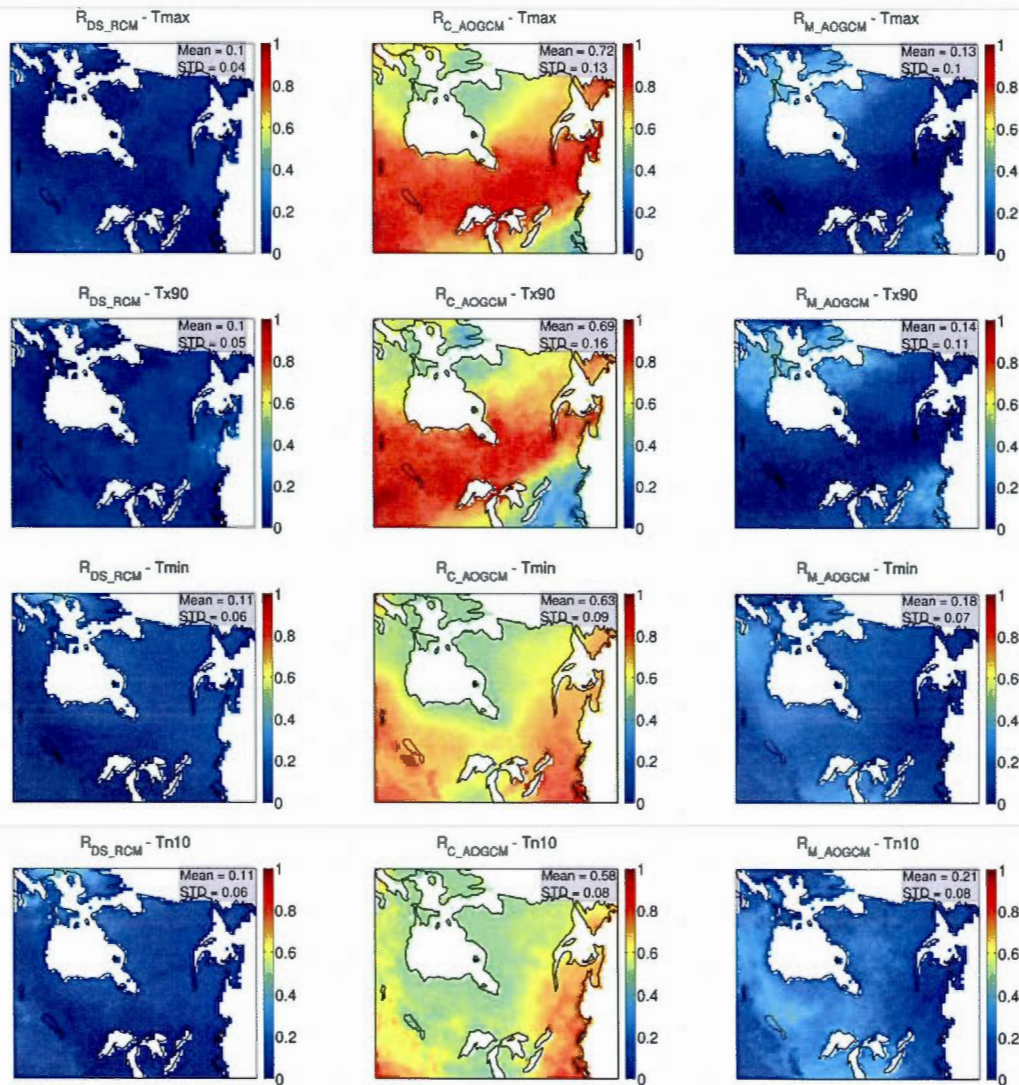


Figure D.5 Summer (JJA) relative contribution to the total uncertainty (R) of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l).

## ANNEXE E

### Incertitudes des indices d'extrêmes de précipitation pour la période future (2041-2070)

Cette annexe présente les résultats de sensibilité des sources d'incertitudes (M\_RCM, DS\_RCM, M\_AOGCM et C\_AOGCM) présenté au Chapitre II pour la précipitation saisonnière moyenne et les extrêmes de précipitation (Prcp1, CDD et P95) sur la période future (2041-2070).





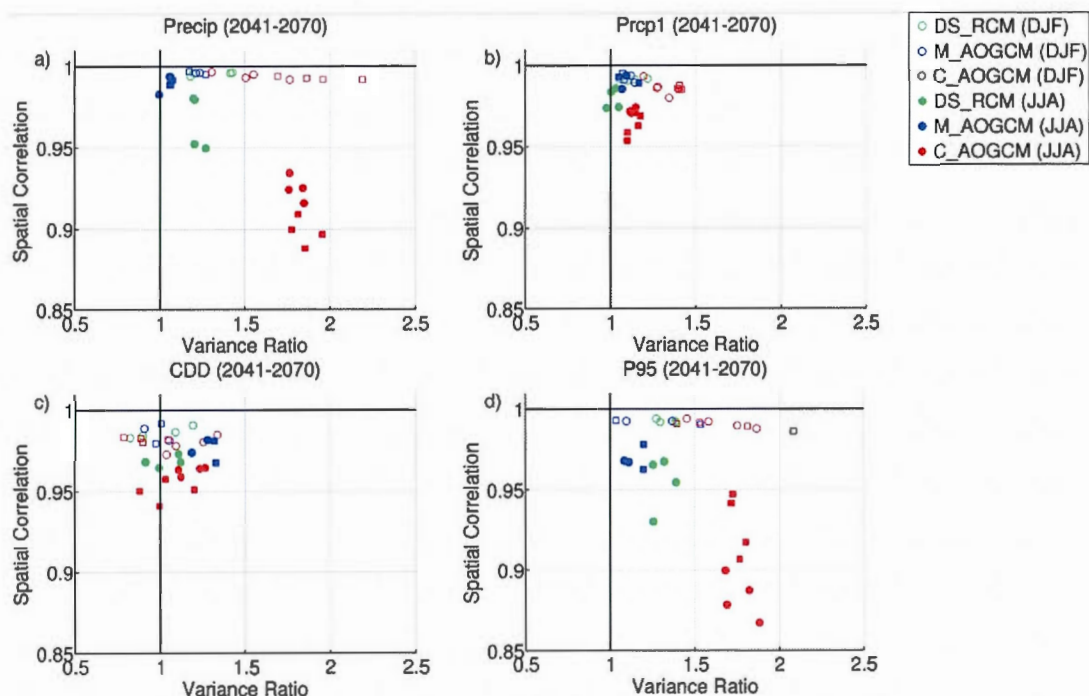


Figure E.1 Variance ratio (VR) and spatial correlation (SC) for all the experiment defined in Table 2.3. Cyan color is for the internal variability (M\_RCM), green color is for the choice of domain (DS\_RCM), blue color is for the choice of member (M\_AOGCM) and red color is for the choice of AOGCM (C\_AOGCM). Open marker represent winter (DJF) season while a filled marker represent summer (JJA) season.

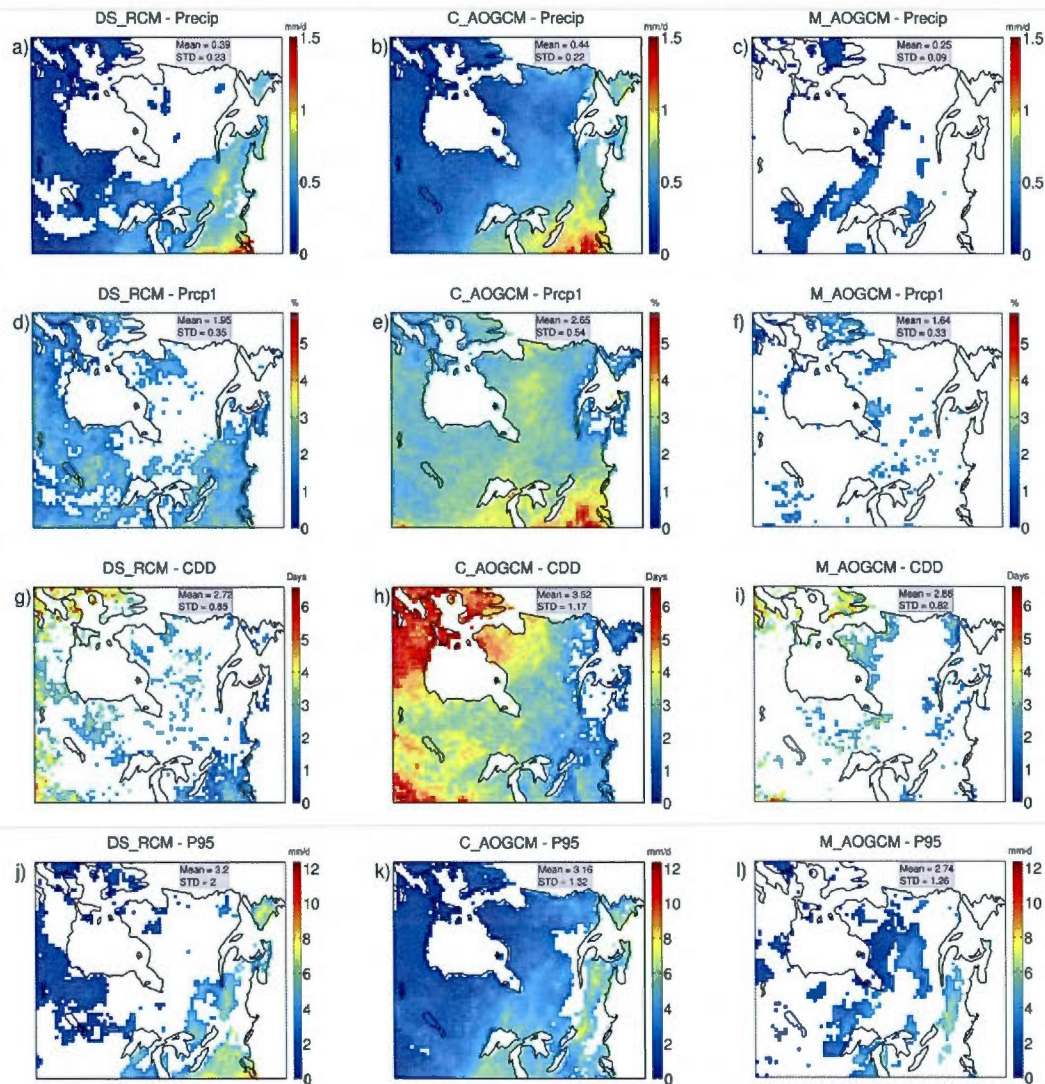


Figure E.2 Winter (DJF) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale.

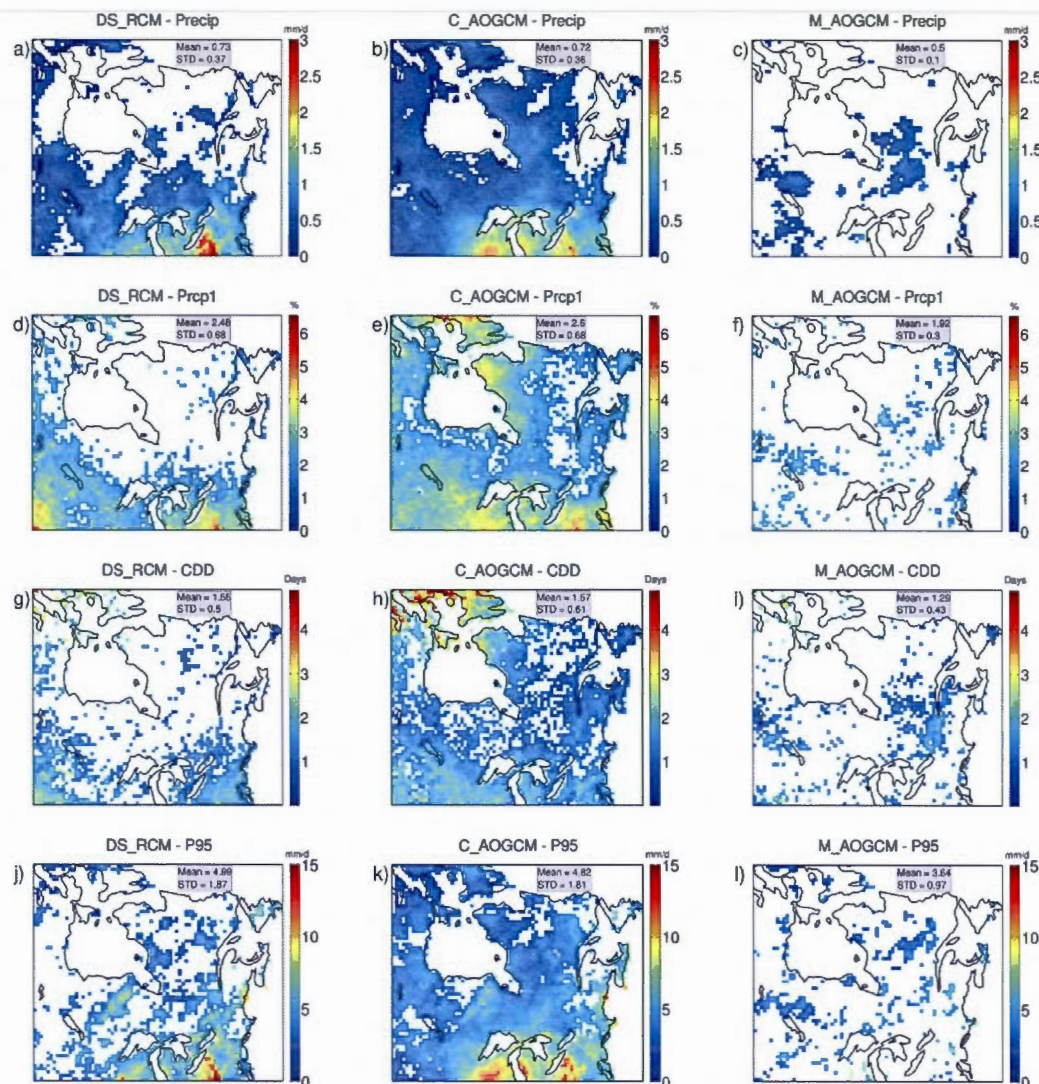


Figure E.3 Summer (JJA) Ensemble Absolute Mean Sensitivity of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l). Only the statistically significant values at the 95% level (using the Student's t-test) are shown in colour scale.



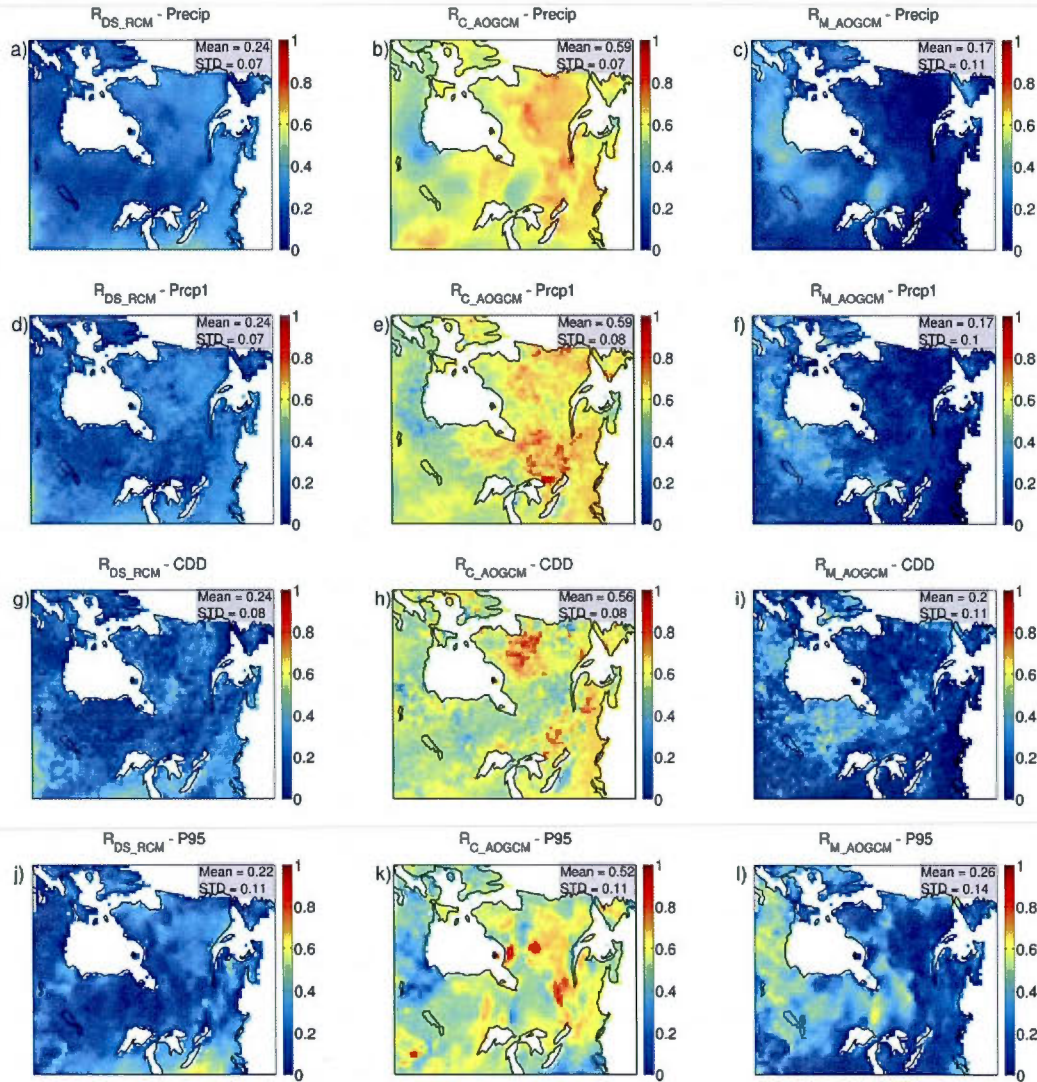


Figure E.4 Winter (DJF) relative contribution to the total uncertainty ( $R$ ) of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l).

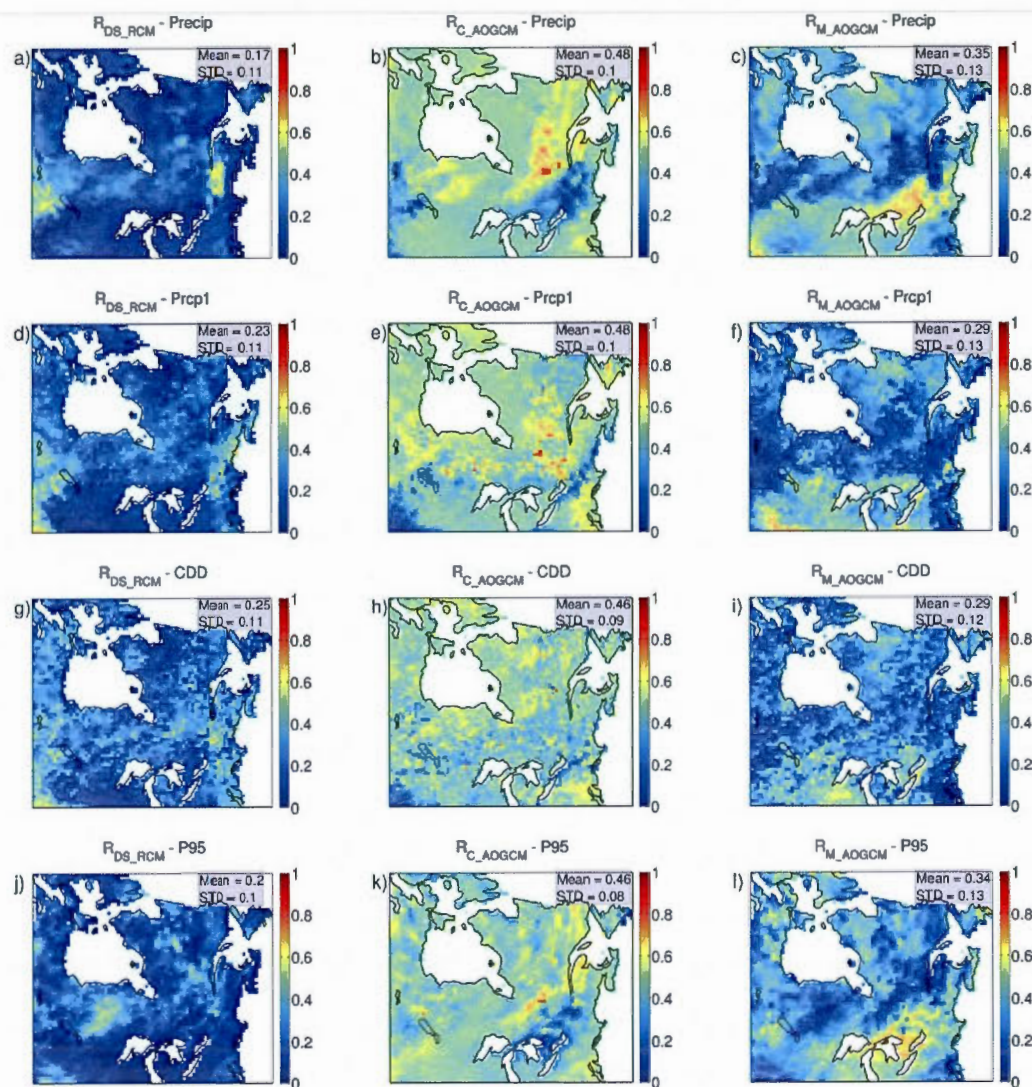


Figure E.5 Summer (JJA) relative contribution to the total uncertainty (R) of DS\_RCM (left panels), C\_AOGCM (middle panels) and M\_AOGCM (right panels) for Precip (a, b and c), Prcp1 (d, e and f), CDD (g, h and i) and P95 (j, k and l).





## ANNEXE F

### Distribution de la densité de probabilité des indices d'extrêmes de précipitation

Cette annexe présente les distributions de la densité de probabilité pour les indices d'extrêmes de précipitation pour un point de grille donné. Ces graphiques illustrent la forme plus ou moins normale des distributions temporelle des indices.



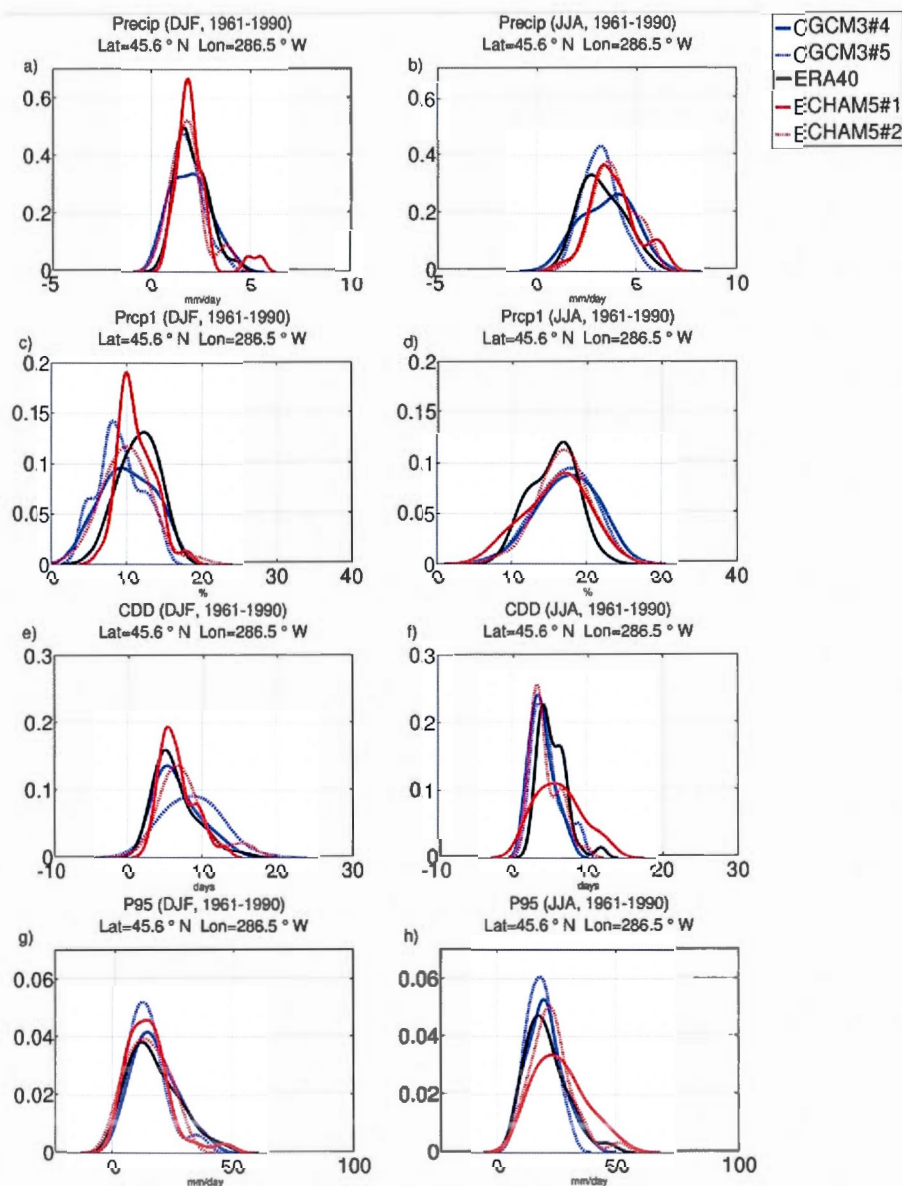


Figure F.1 Distribution de la densité de probabilité des indices de précipitation pour le point de grille situé à la latitude 45,6° Nord et longitude 286,5° Ouest sur la période 1961-1990 pour la saison d'hiver (panneau de gauche) et l'été (panneau de droite).





## BIBLIOGRAPHIE

- Abdella, K. et N. A. McFarlane. 1996. «Parameterization of the surface-layer exchange coefficients for atmospheric models». *Boundary-Layer Meteorology*, vol. 80, p. 223-248.
- Alexander, L. V., N. Tapper, X. Zhang, H. J. Fowler, C. Tebaldi, et A. Lynch. 2009. «Climate extremes: progress and future directions». *International Journal of Climatology*, vol. 29, p. 317-319.
- Baillargeon, S., 2005. «Le Krigeage: revue de la théorie et application à l'interpolation spatiale de données de précipitations», Faculté des sciences et de génie, Université Laval, 137 pp.
- Barrow, E., B. Maxwell, et P. Gachon. 2004. «Climate Variability and Change in Canada: Past, Present and Future». Climate Change Impacts Scenarios Project, National Report, Environment Canada, Meteorological Service of Canada, Adaptation Impacts Research Group, Atmospheric and Climate Sciences Directorate, Canada., 114 pp.
- Bechtold, P., E. Bazile, F. Guichard, P. Mascart, et E. Richard. 2001. «A mass-flux convection scheme for regional and global models». *Quarterly journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 127, p. 869-886.
- Beniston, M., D. Stephenson, O. Christensen, C. Ferro, C. Frei, S. Goyette, K. Halsnaes, T. Holt, K. Jylhä, B. Koffi, J. Palutikof, R. Schöll, T. Semmler, et K. Woth. 2007. «Future extreme events in European climate: an exploration of regional climate model projections». *Climatic Change*, vol. 81, p. 71-95.
- Bindoff, N. L., J. Willebrand, V. Artale, C. A. J. Gregory, S. Gulev, K. Hanawa, C. L. Quéré, S. Levitus, Y. Nojiri, C. K. Shum, L. D. Talley, et A. Unnikrishnan, 2007: Observations: Oceanic Climate Change and Sea Level. *Climate Change 2007: The Physical Science Basis*, S. Solomon, D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K. B. Averyt, M. Tignor, and H. L. Miller, Eds., Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat.
- Biner, S., D. Caya, R. Laprise, et L. Spacek, 2000: Nesting of RCMs by imposing large scales, 7.3-7.4 pp.
- Boer, E. P. J., K. M. d. Beurs, et A. D. Hartkamp. 2001. «Kriging and thin plate splines for mapping climate variables». *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 3, p. 146-154.
- Bonsal, B. R. et T. D. P. Arctic. 2006. «Regional assessment of GCM-simulated current climate over northern Canada». *Arctic*, vol. 59, p. 115-128.
- Brochu, R. et R. Laprise. 2007. «Surface Water and Energy Budgets over the Mississippi and Columbia River Basins as Simulated by Two Generations of the Canadian Regional Climate Model». *Atmosphère-Océan*, vol. 45, p. 19-35.

- Caya, D. et R. Laprise. 1999. «A semi-implicit semi-Lagrangian Regional Climate Model: The Canadian RCM». *Monthly Weather Review*, vol. 127, p. 341-362.
- Christensen, J. et O. Christensen. 2007. «A summary of the PRUDENCE model projections of changes in European climate by the end of this century». *Climatic Change*, vol. 81, p. 7-30.
- Christensen, J., T. Carter, M. Rummukainen, et G. Amanatidis. 2007. «Evaluating the performance and utility of regional climate models: the PRUDENCE project». *Climatic Change*, vol. 81, p. 1-6.
- Christensen, J. H., F. Boberg, O. B. Christensen, et P. Lucas-Picher. 2008. «On the need for bias correction of regional climate change projections of temperature and precipitation». *Geophysical Research Letters*, vol. 35, p. L20709.
- Coles, S. 2001. *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. Springer, London.
- Colin, J., M. Déqué, R. Radu, et S. Somot. 2010. «Sensitivity study of heavy precipitation in Limited Area Model climate simulations: influence of the size of the domain and the use of the spectral nudging technique». *Tellus A*, vol. 62A, p. 591-604.
- Collins, M., S. F. B. Tett, et C. Cooper. 2001. «The internal climate variability of HadCM3, a version of the Hadley Centre coupled model without flux adjustments». *Climate Dynamics*, vol. 17, p. 61-81.
- de Elía, R. et H. Côté. 2010. «Climate and climate change sensitivity to model configuration in the Canadian RCM over North America». *Meteorologische Zeitschrift*, vol. 19, p. 325-339.
- de Elía, R., D. Caya, H. Côté, A. Frigon, S. Biner, M. Giguère, D. Paquin, R. Harvey, et D. Plummer. 2008. «Evaluation of uncertainties in the CRCM-simulated North American climate». *Climate Dynamics*, vol. 30, p. 113-132.
- Denis, B. D., R. L. Laprise, D. C. Caya, et J. C. Côté. 2002. «Downscaling ability of one-way nested regional climate models: the Big-Brother Experiment». *Climate Dynamics*, vol. 18, p. 627-646.
- Déqué, M. 2007. «Frequency of precipitation and temperature extremes over France in an anthropogenic scenario: Model results and statistical correction according to observed values». *Global and Planetary Change*, vol. 57, p. 16-26.
- Déqué, M., D. Rowell, D. Lüthi, F. Giorgi, J. Christensen, B. Rockel, D. Jacob, E. Kjellström, M. de Castro, et B. van den Hurk. 2007. «An intercomparison of regional climate simulations for Europe: assessing uncertainties in model projections». *Climatic Change*, vol. 81, p. 53-70.
- Desborough, C. E., A. J. Pitman, et P. Iranneiad. 1996. «Analysis of the relationship between bare soil evaporation and soil moisture simulated by 13 land surface schemes for a simple non-vegetated site». *Global and Planetary Change*, vol. 13, p. 47-56.

- Deser, C., A. Phillips, V. Bourdette, et H. Teng. 2012. «Uncertainty in climate change projections: the role of internal variability». *Climate Dynamics*, vol. 38, p. 527-546.
- Dibike, Y. B., P. Gachon, A. St-Hilaire, T. B. M. J. Ouarda, et V. T. V. Nguyen. 2008. «Uncertainty analysis of statistically downscaled temperature and precipitation regimes in Northern Canada». *Theoretical and Applied Climatology*, vol. 91, p. 149-170.
- Diffenbaugh, N. S., J. S. Pal, R. J. Trapp, et F. Giorgi. 2005. «Fine-scale processes regulate the response of extreme events to global climate change». *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 102, p. 15774-15778.
- Easterling, D. R., B. Horton, P. D. Jones, T. C. Peterson, T. R. Karl, D. E. Parker, M. J. Salinger, V. Razuvayev, N. Plummer, P. Jamason, et C. K. Folland. 1997. «Maximum and Minimum Temperature Trends for the Globe». *Science*, vol. 277, p. 364-367.
- Efron, B. 1979. «Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife». *The Annals of Statistics*, vol. 7, p. 1-26.
- Eum, H.-I., P. Gachon, R. Laprise, et T. Ouarda. 2012. «Evaluation of regional climate model simulations versus gridded observed and regional reanalysis products using a combined weighting scheme». *Climate Dynamics*, vol. 38, p. 1433-1457.
- Fiorino, M., extrait le 2012-03-29 AMIP II sea surface temperature and sea ice concentration observations. [Site web: [http://www-pcmdi.llnl.gov/projects/amip/AMIP2EXPDSN/BCS\\_OBS/amip2\\_bcs.htm](http://www-pcmdi.llnl.gov/projects/amip/AMIP2EXPDSN/BCS_OBS/amip2_bcs.htm)]
- Forster, P., V. Ramaswamy, P. Artaxo, T. Berntsen, R. Betts, D. W. Fahey, J. Haywood, J. Lean, D. C. Lowe, G. Myhre, J. Nganga, R. Prinn, G. Raga, M. Schulz, et R. V. Dorland, 2007: Changes in Atmospheric Constituents and in Radiative Forcing. *Climate Change 2007: The Physical Science Basis*, S. Solomon, D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K. B. Averyt, M. Tignor, and H. L. Miller, Eds., Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat.
- Fowler, H. J. et M. Ekström. 2009. «Multi-model ensemble estimates of climate change impacts on UK seasonal precipitation extremes». *International Journal of Climatology*, vol. 29, p. 385-416.
- Francis, J. A. et S. J. Vavrus. 2012. «Evidence linking Arctic amplification to extreme weather in mid-latitudes». *Geophysical Research Letters*, vol. 39, p. L06801.
- Frigon, A., B. Music, et M. Slivitzky. 2010. «Sensitivity of runoff and projected changes in runoff over Quebec to the update interval of lateral boundary conditions in the Canadian RCM». *Meteorologische Zeitschrift*, vol. 19, p. 225-236.
- Giorgi, F. 2002. «Variability and trends of sub-continental scale surface climate in the twentieth century. Part II: AOGCM simulations». *Climate Dynamics*, vol. 18, p. 693-708.

- Giorgi, F., C. Shields, et G. T. Bates. 1994. «Regional climate change scenarios over the United States produced with a nested regional climate model». *Journal of Climate*, vol. 7, p. 375-399.
- Groisman, P. Y., R. W. Knight, D. R. Easterling, T. R. Karl, G. C. Hegerl, et V. N. Razuvaev. 2005. «Trends in Intense Precipitation in the Climate Record». *Journal of Climate*, vol. 18, p. 1326-1350.
- Harding, A. E., P. Gachon, et V.-T.-V. Nguyen. 2011. «Replication of atmospheric oscillations, and their patterns, in predictors derived from Atmosphere–Ocean Global Climate Model output». *International Journal of Climatology*, vol. 31, p. 1841-1847.
- Hawkins, E. et R. Sutton. 2011. «The potential to narrow uncertainty in projections of regional precipitation change». *Climate Dynamics*, vol. 37, p. 407-418.
- Haylock, M., N. Hofstra, A. M. K. Tank, E. J. Klok, et P. D. J. e. M. New. 2008. «A European daily high-resolution gridded data set of surface temperature and precipitation for 1950-2006». *Journal of Geophysical Research*, vol. 113, p. 1-12.
- Haylock, M. R., G. C. Cawley, C. Harpham, R. L. Wilby, et C. M. Goodess. 2006. «Downscaling heavy precipitation over the United Kingdom: a comparison of dynamical and statistical methods and their future scenarios». *International Journal of Climatology*, vol. 26, p. 1397-1415.
- Hennessy, K., R. Suppiah, et C. M. Page. 1999. «Australian rainfall changes, 1910-1995». *Australian Meteorological Magazine*, vol. 48, p. 1-13.
- Hewitson, B. C. et R. G. Crane. 2005. «Gridded Area-Averaged Daily Precipitation via Conditional Interpolation». *Journal of Climate*, vol. 18, p. 41-57.
- Hewitt, C. D. 2004. «Ensembles-based predictions of climate changes and their impacts». *Eos Trans. AGU*, vol. 85, p.
- Hoerling, M. P., S. Schubert, K. Mo, A. AghaKouchak, H. Berbery, J. Dong, A. Kumar, V. Lakshmi, R. Leung, J. Li, X. Liang, L. Luo, B. Lyon, D. Miskus, X. Quan, R. Seager, S. Sorooshian, H. Wang, Y. Xia, et N. Zeng, 2013: An Interpretation of the Origins of the 2012 Central Great Plains Drought.
- Hofstra, N., M. Haylock, M. New, P. Jones, et C. Frei. 2008. «Comparison of six methods for the interpolation of daily, European climate data». *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, vol. 113, p. n/a-n/a.
- Hohenegger, C., P. Brockhaus, Sch, et C. r. 2008. «Towards climate simulations at cloud-resolving scales». *Meteorologische Zeitschrift*, vol. 17, p. 383-394.
- Hohenegger, C., P. Brockhaus, C. S. Bretherton, et C. Schär. 2009. «The Soil Moisture-Precipitation Feedback in Simulations with Explicit and Parameterized Convection». *Journal of Climate*, vol. 22, p. 5003-5020.
- Hojo, T. et K. Pearson. 1931. «Distribution of the Median, Quartiles and Interquartile Distance in Samples From a Normal Population». *Biometrika*, vol. 23, p. 315-363.



- Hurrell, J. W., Y. Kushnir, G. Otterson, et M. Visbeck. 2003. *An Overview of the North Atlantic Oscillation*. Vol. 134, American Geophysical Union, Washington, D.C., 263 pp.
- IPCC. 2007. *Climate Change 2007 - The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Fourth Assessment Report of the IPCC*. Cambridge University Press.
- , 2012: Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation. A Special Report of Working Groups I and II of the Intergovernmental Panel on Climate Change, 582 pp.
- Jansen, E., J. Overpeck, K. R. Briffa, J.-C. Duplessy, F. Joos, V. Masson-Delmotte, D. Olago, B. Otto-Bliesner, W. R. Peltier, S. Rahmstorf, R. Ramesh, D. Raynaud, D. Rind, O. Solomina, R. Villalba, et D. Zhang, 2007: Paleoclimate. *Climate Change 2007: The Physical Science Basis*, B. J. H. (UK), T. R. K. (USA), and B. J. T. Gambia), Eds., Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat.
- Jiao, Y. et D. Caya. 2006. «An Investigation of Summer Precipitation Simulated by the Canadian Regional Climate Model». *Monthly Weather Review*, vol. 134, p. 919-932.
- Kalnay, E., M. Kanamitsu, R. Kistler, W. Collins, D. Deaven, L. Gandin, M. Iredell, S. Saha, G. White, J. Woollen, Y. Zhu, A. Leetmaa, R. Reynolds, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, W. Higgins, J. Janowiak, K. C. Mo, C. Ropelewski, J. Wang, R. Jenne, et D. Joseph. 1996. «The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project». *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 77, p. 437-471.
- Karlsson, K.-G., U. Willén, C. Jones, et K. Wyser. 2008. «Evaluation of regional cloud climate simulations over Scandinavia using a 10-year NOAA Advanced Very High Resolution Radiometer cloud climatology». *Journal of Geophysical Research*, vol. 113, p. D01203.
- Katz, R. W. et B. G. Brown. 1992. «Extreme events in a changing climate: Variability is more important than averages». *Climatic Change*, vol. 21, p. 289-302.
- Kendon, E. J., D. P. Rowell, R. G. Jones, et E. Buonomo. 2008. «Robustness of Future Changes in Local Precipitation Extremes». *Journal of Climate*, vol. 21, p. 4280-4297.
- Kendon, E. J., R. G. Jones, E. Kjellström, et J. M. Murphy. 2010. «Using and Designing GCM-RCM Ensemble Regional Climate Projections». *Journal of Climate*, vol. 23, p. 6485-6503.
- Kendon, E. J., N. M. Roberts, C. A. Senior, et M. J. Roberts. 2012. «Realism of rainfall in a very high resolution regional climate model». *Journal of Climate*, vol., p.
- Kistler, R., E. Kalnay, W. Collins, S. Saha, G. White, J. Woollen, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, M. Kanamitsu, V. Kousky, H. van den Dool, R. Jenne, et M. Fiorino. 2001. «The NCEP-NCAR 50-year reanalysis: Monthly means CD-



- ROM and documentation». *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 82, p. 247-267.
- Kjellström, E. et F. Giorgi. 2010. «Introduction». *Climate Research*, vol. 44, p. 117-119.
- Knutti, R., D. Masson, et A. Gettelman. 2013. «Climate model genealogy: Generation CMIP5 and how we got there». *Geophysical Research Letters*, vol. 40, p. 1194-1199.
- Knutti, R., R. Furrer, C. Tebaldi, J. Cermak, et G. A. Meehl. 2009. «Challenges in Combining Projections from Multiple Climate Models». *Journal of Climate*, vol. 23, p. 2739-2758.
- Laprise, R. 2003. «Resolved Scales and Nonlinear Interactions in Limited-Area Models». *Journal of the Atmospheric Sciences*, vol. 60, p. 768-779.
- Laprise, R., D. Caya, G. Bergeron, et M. Giguère. 1997. «The formulation of the André Robert MC2 (mesoscale compressible community) model». *Atmosphère-Océan*, vol. 35, p. 195.
- Laprise, R., D. Caya, A. Frigon, et D. Paquin. 2003. «Current and perturbed climate as simulated by the second-generation Canadian Regional Climate Model (CRCM-II) over northwestern North America». *Climate Dynamics*, vol. 21, p. 405-421.
- Laprise, R., D. Caya, M. Giguere, G. Bergeron, H. Côté, J. P. Blanchet, G. J. Boer, et N. A. McFarlane. 1998. «Climate and climate change in western canada as simulated by the Canadian regional climate model». *Atmosphère-Océan*, vol. 36, p. 119-167.
- Laprise, R., R. d. Elia, D. Caya, S. Biner, P. Lucas-Picher, E. Diaconescu, M. Leduc, A. Alexandru, L. Separovic, et C. N. f. R. C. M. a. Diagnostics. 2008. «Challenging some tenets of Regional Climate Modelling». *Meteorology and Atmospheric Physics*, vol. 100, p. 3-22.
- Leduc, M. et R. Laprise. 2009. «Regional climate model sensitivity to domain size». *Climate Dynamics*, vol. 32, p. 833.
- Leduc, M., R. Laprise, M. Moretti-Poisson, et J.-P. Morin. 2011. «Sensitivity to domain size of mid-latitude summer simulations with a regional climate model». *Climate Dynamics*, vol. 37, p. 343-356.
- Lee, M.-I., S. D. Schubert, M. J. Suarez, I. M. Held, A. Kumar, T. L. Bell, J.-K. E. Schemm, N.-C. Lau, J. J. Ploshay, H.-K. Kim, et S.-H. Yoo. 2006. «Sensitivity to Horizontal Resolution in the AGCM Simulations of Warm Season Diurnal Cycle of Precipitation over the United States and Northern Mexico». *Journal of Climate*, vol. 20, p. 1862-1881.
- Lemke, P., J. Ren, R. B. Alley, I. Allison, J. Carrasco, G. Flato, Y. Fujii, G. Kaser, P. Mote, R. H. Thomas, et T. Zhang, 2007: Observations: Changes in Snow, Ice and Frozen Ground. *Climate Change 2007: The Physical Science Basis*, S. Solomon, D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K. B. Averyt, M. Tignor, and H. L. Miller, Eds., Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat.

- Lucas-Picher, P., D. Caya, R. de Elía, et R. Laprise. 2008. «Investigation of regional climate models' internal variability with a ten-member ensemble of 10-year simulations over a large domain». *Climate Dynamics*, vol. 31, p. 927-940.
- Lynn, B. H., R. Healy, et L. M. Druryan. 2009. «Quantifying the sensitivity of simulated climate change to model configuration». *Climatic Change*, vol. 92, p. 275-298.
- Mailhot, A., S. Duchesne, D. Caya, et G. Talbot. 2007. «Assessment of future change in intensity-duration-frequency (IDF) curves for Southern Quebec using the Canadian Regional Climate Model (CRCM)». *Journal of Hydrology*, vol. 347, p. 197-210.
- Mailhot, A., I. Beauregard, G. Talbot, D. Caya, et S. Biner. 2012. «Future changes in intense precipitation over Canada assessed from multi-model NARCCAP ensemble simulations». *International Journal of Climatology*, vol. 32, p. 1151-1163.
- Maraun, D. 2012. «Nonstationarities of regional climate model biases in European seasonal mean temperature and precipitation sums». *Geophysical Research Letters*, vol. 39, p. L06706.
- Markovic, M., C. G. Jones, K. Winger, et D. Paquin. 2009. «The surface radiation budget over North America: gridded data assessment and evaluation of regional climate models». *International Journal of Climatology*, vol. 29, p. 2226-2240.
- Markowski, C. A. et E. P. Markowski. 1990. «Conditions for the Effectiveness of a Preliminary Test of Variance». *The American Statistician*, vol. 44, p. 322-326.
- Maslin, M. et P. Austin. 2012. «Uncertainty: Climate models at their limit?». *Nature*, vol. 486, p. 183-184.
- Masson, D. et R. Knutti. 2011. «Climate model genealogy». *Geophysical Research Letters*, vol. 38, p. L08703.
- Matheron, G. 1962. *Traité de géostatistique appliquée. Tome 1*. Éditions Technip, Paris, 334 pp.
- . 1963a. «Principles of geostatistics». *Economic Geology*, vol. 58, p. 1246-1266.
- . 1963b: *Traité de géostatistiques appliquée. Tome 2: Le Krigeage*. Mémoires du Bureau de Recherches Géologiques et Minières, no 24. Éditions B.R.G.M., Paris.
- McFarlane, N. A., G. J. Boer, J.-P. Blanchet, et M. Lazare. 1992. «The Canadian Climate Centre Second-Generation General Circulation Model and It's Equilibrium Climate». *Journal of Climate*, vol. 5, p. 1013-1044.
- Mearns, L. O., R. W. Katz, et S. H. Schneider. 1984. «Extreme High-Temperature Events: Changes in their probabilities with Changes in Mean Temperature». *Journal of Climate and Applied Meteorology*, vol. 23, p. 1601-1613.
- Mearns, L. O., F. Giorgi, L. McDaniel, et C. Shields. 2003. «Climate Scenarios for the Southeastern U.S. Based on GCM and Regional Model Simulations». *Climatic Change*, vol. 60, p. 7-35.

- Mearns, L. O., W. Gutowski, R. Jones, R. Leung, S. McGinnis, A. Nunes, et Y. Qian. 2009. «A Regional Climate Change Assessment Program for North America». *Eos Trans. AGU*, vol. 90, p.
- Meehl, G. A., F. Zwiers, J.-L. Evans, T. Knutson, L. Mearns, et P. Whetton. 2000. «Trends in Extreme Weather and Climate Events: Issues Related to Modeling Extremes in Projections of Future Climate Change». *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 81, p.
- Mekis, E. et W. Hogg. 1998. «Rehabilitation and analysis of canadian daily precipitation time series». *Atmosphère-Océan*, vol. 37, p. 53-85.
- Meinshausen M, Smith SJ, Calvin K, Daniel JS, Kainuma MLT, Lamarque JF, Matsumoto K, Montzka SA, Raper SCB, Riahi K, Thomson A, Velders GJM, Vuuren DPP. 2011. «The RCP greenhouse gas concentrations and their extensions from 1765 to 2300». *Climatic Change*, vol. 109, p. 213-241.
- Mesinger, F., G. DiMego, E. Kalnay, K. Mitchell, P. C. Shafran, W. Ebisuzaki, D. Jovic, J. Woollen, E. Rogers, E. H. Berbery, M. B. Ek, Y. Fan, R. Grumbine, W. Higgins, H. Li, Y. Lin, G. Manikin, D. Parrish, et W. Shi. 2006. «North American Regional Reanalysis». *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 87, p. 343-360.
- Mladjic, B., L. Sushama, M. N. Khaliq, R. Laprise, D. Caya, et R. Roy. 2011. «Canadian RCM Projected Changes to Extreme Precipitation Characteristics over Canada». *Journal of Climate*, vol. 24, p. 2565-2584.
- Murphy, J. M., D. M. H. Sexton, G. J. Jenkins, P. M. Boorman, B. B. Booth, C. C. Brown, R. T. Clark, M. Collins, G. R. Harris, E. J. Kendon, R. A. Betts, S. J. Brown, T. P. Howard, K. A. Humphrey, M. P. Mccarthy, R. E. Mcdonald, A. Stephens, C. Wallace, R. Warren, R. Wilby, et R. A. Wood, 2009: UK Climate Projections Science Report: Climate change projections, 190 pp.
- Music, B. et D. Caya. 2007. «Evaluation of the Hydrological Cycle over the Mississippi River Basin as Simulated by the Canadian Regional Climate Model (CRCM)». *Journal of Hydrometeorology*, vol. 8, p. 969-988.
- Music, B., A. Frigon, M. Slivitzky, A. Musy, D. Caya, et R. Roy, 2009: Runoff modelling within the Canadian Regional Climate Model (CRCM): analysis over the Quebec/Labrador watersheds. *New Approaches to Hydrological Prediction in Data-sparse Regions*, I. Press, Ed., IAHS, 183-194.
- Nakicenovic, N., J. Alcamo, G. Davis, B. de Vries, J. Fenhann, S. Gaffin, K. Gregory, A. Grubler, T. Y. Jung, T. Kram, E. L. La Rovere, L. Michaelis, S. Mori, T. Morita, W. Pepper, H. M. Pitcher, L. Price, K. Riahi, A. Roehrl, H.-H. Rogner, A. Sankovski, M. Schlesinger, P. Shukla, S. J. Smith, R. Swart, S. van Rooijen, N. Victor, et Z. Dadi. 2000. *Special Report on Emissions Scenarios : a special report of Working Group III of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Medium: ED; Size: vp. pp.
- Naveau, P., M. Nogaj, C. Ammann, P. Yiou, D. Cooley, et V. Jomelli. 2005. «Statistical methods for the analysis of climate extremes». *Comptes Rendus Geosciences*, vol. 337, p. 1013-1022.



- NOAA, extrait le 3 juin 2013: Carbon Dioxide at NOAA's Mauna Loa Observatory reaches new milestone: Tops 400 ppm. [Site web: <http://researchmatters.noaa.gov/news/Pages/CarbonDioxideatMaunaLoareaches400ppm.aspx>]
- Osborn, T. J. et M. Hulme. 1997. «Development of a Relationship between Station and Grid-Box Rainday Frequencies for Climate Model Evaluation». *Journal of Climate*, vol. 10, p. 1885-1908.
- Paquin, D., 2010: Évaluation du MRCC4 en passé récent (1961-1999). Ouranos, Équipe Simulations climatiques, Internal report, available through [paquin.dominique@ouranos.ca](mailto:paquin.dominique@ouranos.ca), 61 pp.
- Pennell, C. et T. Reichler. 2010. «On the Effective Number of Climate Models». *Journal of Climate*, vol. 24, p. 2358-2367.
- Plummer, D. A., D. Caya, A. Frigon, H. Côté, M. Giguère, D. Paquin, S. Biner, R. Harvey, et R. d. Elia. 2006. «Climate and Climate Change over North America as Simulated by the Canadian RCM». *Journal of Climate*, vol. 19, p. 3112-3132.
- Press, W. H., B. P. Flannery, S. A. Teukolsky, et W. T. Vetterling. 1992. *Numerical Recipes in FORTRAN: The Art of Scientific Computing, 2nd ed.* Cambridge University Press, Cambridge, England.
- Räisänen, J. 2002. «CO<sub>2</sub>-Induced Changes in Interannual Temperature and Precipitation Variability in 19 CMIP2 Experiments». *Journal of Climate*, vol. 15, p. 2395-2411.
- Randall, D. A., R. A. Wood, S. Bony, R. Colman, T. Fichefet, J. Fyfe, V. Kattsov, A. Pitman, J. Shukla, J. Srinivasan, R. J. Stouffer, A. Sumi, et K. E. Taylor, 2007: Climate Models and Their Evaluation. *Climate Change 2007: The Physical Science Basis*, E. M. (Italy), T. M. (Japan), and B. M. (Australia), Eds., Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat.
- Rinke, A. et K. Dethloff. 2000. «On the sensitivity of a regional Arctic climate model to initial and boundary conditions». *Climate Research*, vol. 14, p. 101-113.
- Roeckner, E., G. Bäuml, L. Bonaventura, R. Brokopf, M. Esch, M. Giorgetta, S. Hagemann, I. Kirchner, L. Kornblueh, E. Manzini, A. Rhodin, U. Schlese, U. Schulzweida, et A. Tompkins, 2003: The atmospheric general circulation model ECHAM 5. PART I: Model description.
- Rowell, D. P. 2006. «A demonstration of the uncertainty in projections of UK climate change resulting from regional model formulation». *Climatic Change*, vol. 79, p. 243-257.
- . 2009. «Projected Midlatitude Continental Summer Drying: North America versus Europe». *Journal of Climate*, vol. 22, p. 2813-2833.
- . 2011. «Sources of uncertainty in future changes in local precipitation». *Climate Dynamics*, vol., p. 1-22.
- Roy, P., P. Gachon, et R. Laprise. 2012. «Assessment of summer extremes and climate variability over the north-east of North America as simulated by the

- Canadian Regional Climate Model». *International Journal of Climatology*, vol. 32, p. 1615-1627.
- Schmidli, J., C. M. Goodess, C. Frei, M. R. Haylock, Y. Hundecha, J. Ribalaygua, et T. Schmih. 2007. «Statistical and dynamical downscaling of precipitation: An evaluation and comparison of scenarios for the European Alps». *Journal of Geophysical Research*, vol. 112, p. D04105.
- Scinocca, J. F. et N. A. McFarlane. 2004. «The Variability of Modeled Tropical Precipitation». *Journal of the Atmospheric Sciences*, vol. 61, p. 1993-2015.
- Scinocca, J. F., N. A. McFarlane, M. Lazare, J. Li, et D. Plummer. 2008. «The CCCma third generation AGCM and its extension into the middle atmosphere». *Atmospheric Chemistry and Physics Discussions*, vol. 8, p. 7883-7930.
- Seneviratne, S., J. Pal, E. Eltahir, et C. Schär. 2002. «Summer dryness in a warmer climate: a process study with a regional climate model». *Climate Dynamics*, vol. 20, p. 69-85.
- Separovic, L., 2012. «Approches stratégiques pour détecter de façon optimale la réponse simulée par un modèle régional du climat soumis à des modifications de ses paramètres», Sciences de la Terre et de l'Atmosphère, Université du Québec à Montréalpp.
- Shabbar, A., K. Higuchi, W. Skinner, et J. L. Knox. 1997. «The association between the BWA index and winter surface temperature variability over eastern Canada and west Greenland». *International Journal of Climatology*, vol. 17, p. 1195-1210.
- Sharma, M. A. et J. B. Singh. 2010. «Use of Probability Distribution in Rainfall Analysis». *New York Science Journal*, vol. 3, p. 40-49.
- Sobolowski, S. et T. Pavelsky. 2012. «Evaluation of present and future North American Regional Climate Change Assessment Program (NARCCAP) regional climate simulations over the southeast United States». *Journal of Geophysical Research*, vol. 117, p. D01101.
- STARDEX, extrait: Statistical and Regional dynamical Downscaling of Extremes for European regions. [Site web: <http://www.cru.uea.ac.uk/projects/stardex/>]
- Stoner, A. M. K., K. Hayhoe, et D. J. Wuebbles. 2009. «Assessing General Circulation Model Simulations of Atmospheric Teleconnection Patterns». *Journal of Climate*, vol. 22, p. 4348-4372.
- Sushama, L., R. Laprise, et M. Allard. 2006. «Modeled current and future soil thermal regime for northeast Canada». *Journal of Geophysical Research*, vol. 111, p.
- Tebaldi, C. et R. Knutti. 2007. «The use of the multi-model ensemble in probabilistic climate projections». *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 365, p. 2053-2075.
- Thompson, D. W. J., S. Lee, et M. P. Baldwin. 2003. *Atmospheric Processes Governing the Northern Hemisphere Annular Mode / North Atlantic*



- Oscillation*. Vol. 134, American Geophysical Union, Washington, D.C., 263 pp.
- Trenberth, K. E., extrait le 9 juin 2013: Yes, Climate Change Is Worsening U.S. Drought — NOAA Report Needlessly Confuses The Issue. [Site web: <http://thinkprogress.org/climate/2013/04/12/1859541/yes-climate-change-is-worsening-us-drought-noaa-report-needlessly-confuses-the-issue/>]
- Trenberth, K. E., P. D. Jones, P. Ambenje, R. Bojariu, D. Easterling, A. K. Tank, D. Parker, F. Rahimzadeh, J. A. Renwick, M. Rusticucci, B. Soden, et P. Zhai, 2007: Observations: Surface and Atmospheric Climate Change. *Climate Change 2007: The Physical Science Basis*, B. J. H. (UK), T. R. K. (USA), and B. J. T. (Gambia), Eds., Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat.
- Uppala, S. M., P. W. Kållberg, A. J. Simmons, U. Andrae, V. D. C. Bechtold, M. Fiorino, J. K. Gibson, J. Haseler, A. Hernandez, G. A. Kelly, X. Li, K. Onogi, S. Saarinen, N. Sokka, R. P. Allan, E. Andersson, K. Arpe, M. A. Balmaseda, A. C. M. Beljaars, L. V. D. Berg, J. Bidlot, N. Bormann, S. Caires, F. Chevallier, A. Dethof, M. Dragosavac, M. Fisher, M. Fuentes, S. Hagemann, E. Hólm, B. J. Hoskins, L. Isaksen, P. A. E. M. Janssen, R. Jenne, A. P. McNally, J. F. Mahfouf, J. J. Morcrette, N. A. Rayner, R. W. Saunders, P. Simon, A. Sterl, K. E. Trenberth, A. Untch, D. Vasiljevic, P. Viterbo, et J. Woollen. 2005. «The ERA-40 re-analysis». *Quarterly journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 131, p. 2961-3012.
- van der Linden, P. et J. Mitchell, 2009: ENSEMBLES: Climate change and its impacts. Summary of research and results from the ENSEMBLES project.
- Vannitsem, S. et F. Chomé. 2005. «One-way nested regional climate simulations and domain size». *Journal of Climate*, vol. 18, p. 229.
- Verseghy, D. L. 2000. «The Canadian Land Surface Scheme (CLASS): Its History and Future». *Atmosphere-Ocean*, vol. 38, p. 1-13.
- Vidale, P., D. Lüthi, R. Wegmann, et C. Schär. 2007. «European summer climate variability in a heterogeneous multi-model ensemble». *Climatic Change*, vol. 81, p. 209-232.
- Vincent, L., X. Zhang, B. Bonsal, et W. Hogg. 2002. «Homogenization of daily temperatures over Canada». *Journal of Climate*, vol. 15, p. 1322-1334.
- Vogel, R. et L. S. Hanson, 2008: The Probability Distribution of Daily Rainfall in the United States. *World Environmental and Water Resources Congress 2008*, pp. 1-10.
- von Storch, H., H. Langenberg, et F. Feser. 2000. «A Spectral Nudging Technique for Dynamical Downscaling Purposes». *Monthly Weather Review*, vol. 128, p. 3664-3673.
- Wang, W. C., X. Z. Liang, M. P. Dudek, D. Pollard, et S. L. Thompson. 1995. «Atmospheric ozone as a climate gas». *Atmospheric Research*, vol. 37, p. 247-256.

- Webb, R. S., C. E. Rosenzweig, et E. R. Levine. 1993. «Specifying land surface characteristics in general circulation models: Soil profile data set and derived water-holding capacities». *Global Biogeochemical Cycles*, vol. 7, p. 97-108.
- Wehner, M. F. 2013. «Very extreme seasonal precipitation in the NARCCAP ensemble: model performance and projections». *Climate Dynamics*, vol. 40, p. 59-80.
- Wehner, M. F., R. L. Smith, G. Bala, et P. Duffy. 2010. «The effect of horizontal resolution on simulation of very extreme US precipitation events in a global atmosphere model». *Climate Dynamics: Observational, Theoretical and Computational Research on the Climate System*, vol. 34, p.
- Weisse, A. K. et P. Bois. 2001. «Topographic Effects on Statistical Characteristics of Heavy Rainfall and Mapping in the French Alps». *Journal of Applied Meteorology*, vol. 40, p. 720-740.
- Yagouti, A., G. Boulet, L. Vincent, L. Vescovi, et É. Mekis. 2008. «Observed changes in daily temperature and precipitation indices for southern Québec, 1960–2005». *Atmosphère-Océan*, vol. 46, p. 243-256.
- Yiou, P., K. Goubanova, Z. X. Li, et M. Nogaj. 2008. «Weather regime dependence of extreme value statistics for summer temperature and precipitation». *Nonlinear Processes in Geophysics*, vol. 15, p. 365-378.
- Yonetani, M., S. Holladay, J. Ginnetti, N. Pierre, et M. Wissing, 2013: Global estimates 2012: People displaced by disasters, 52 pp.